



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

*«Εφαρμογή Γενετικών Αλγορίθμων στην Εξαγωγή
Κτιριακών Εγκαταστάσεων από Τηλεπισκοπικές
Απεικονίσεις, με Βάση την Μεθοδολογία του
Αλγορίθμου Mumford – Shah»*



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΩΡΓΙΟΣ Α. ΚΟΥΜΙΑΝΑΚΗΣ
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2011

Επιβλέπων: Αργιαλάς Δημήτριος, Καθηγητής ΕΜΠ

Στην κόρη μου Σοφία

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα τελευταία χρόνια έχουμε μια ραγδαία αύξηση του αριθμού των εικόνων, που συναντάμε σε ψηφιακή μορφή και προέρχονται από διάφορες πηγές: ψηφιακές φωτογραφικές μηχανές, δορυφόροι, σαρωτές κτλ. Ο σκοπός της λήψης τους εξαρτάται από τον σκοπό για τον οποίο προορίζονται να χρησιμοποιηθούν. Ωστόσο κοινός παρανομαστής σε όλες αποτελεί η ανάγκη για ερμηνεία της περιεχόμενης πληροφορίας τους. Με τον όγκο των δεδομένων να αυξάνει συνεχώς και την υποκειμενικότητα της ανθρώπινης αντίληψης στην ερμηνεία τους, αναπτύσσεται έντονα η ανάγκη εύρεσης αυτόματων μεθόδων ερμηνείας των εικόνων.

Και ενώ η ερμηνεία των πληροφοριών που υπάρχουν σε μια εικόνα, μπορεί να γίνει με επιτυχία από τους φωτοερμηνευτές με σχετική ευκολία, δεν συμβαίνει το ίδιο με έναν εξελιγμένο ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η σημασιολογική ανάλυση του περιεχομένου μιας εικόνας, μπορεί να αποτελεί μια προαιώνια βιολογική διεργασία του ανθρώπινου εγκεφάλου που εκτελείται συνεχώς, όμως για τον ηλεκτρονικό υπολογιστή, είναι μια πρόκληση των τελευταίων δεκαετιών.

Η αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών, είναι ένα αντικείμενο ενδιαφέροντος πολλών πεδίων σύγχρονων εφαρμογών και είναι υπό συνεχή εξέταση και αναθεώρηση. Υπάρχει έντονη η ανάγκη αυτοματοποίησης της αναγνώρισης και χαρτογράφησης των τοπογραφικών, γεωμορφολογικών και ανθρωπογενών χαρακτηριστικών, ώστε η διαδικασία να καταστεί λιγότερο επίπονη χρονικά, χρησιμοποιώντας τις κατάλληλες μεθόδους αυτοματοποίησης.

Ωστόσο κατά καιρούς, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι, οι οποίοι έχουν σκοπό να βοηθήσουν τόσο στην φωτοερμηνεία όσο και στην κατάτμηση των εικόνων. Οι αλγόριθμοι αυτοί εμπλέκουν συνήθως πλήθος παραμέτρων, με αποτέλεσμα να καθίσταται ιδιαίτερα πολύπλοκη η χρησιμοποίησή τους και ακόμα δυσκολότερος ο εντοπισμός των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων αυτών. Την διαδικασία αυτή έρχονται να απλουστεύσουν οι γενετικοί αλγόριθμοι μέσω των οποίων αναζητούνται οι βέλτιστες τιμές των παραπάνω παραμέτρων με βάση την ύπαρξη μιας συνάρτησης αξιολόγησης, χωρίς ωστόσο να πραγματοποιείται δοκιμή όλων των τιμών των παραμέτρων αυτών.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι η εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων, στην διαδικασία βελτιστοποίησης των παραμέτρων, οι οποίες χρησιμοποιούνται στην μεθοδολογία του αλγορίθμου που αναπτύχθηκε από τους Mumford - Shah με στόχο την εξαγωγή κτιριακών εγκαταστάσεων από τηλεπισκοπικές και όχι μόνο απεικονίσεις, μέσω αυτοματοποιημένων διαδικασιών.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ:

Γενετικοί Αλγόριθμοι, Εξαγωγή Κτιριακών Εγκαταστάσεων, Εξαγωγή Χαρακτηριστικών, Τηλεπισκοπικές Απεικονίσεις, Δορυφορικές Εικόνες, Mumford - Shah, Εργαλειοθήκη Γενετικών Αλγορίθμων, Αληθής Εικόνες, Συνάρτηση Αξιολόγησης, Δείκτης Quality, Μορφολογικά Φίλτρα, Αλγόριθμος Matlab.

ABSTRACT

In recent years, there is a rapid increase in the number of images found in digital form and they come from several resources: digital cameras, satellites, scanners etc. The purpose of the image collection depends on the purpose for which they are intended to be used. However, the need for interpretation of the information contained in the images is a common denominator in all images. While the amount of data continues to increase and the subjectivity of the human perception continues to exist during their interpretation, a need for finding automatic methods of image interpretation is intensively being developed.

While the interpretation of the information contained in a image can be achieved quite easily by photo interpreters, it is not the same with an advanced computer. The semantic analysis of the image content may be a primordial biological process of the human brain that runs continuously nevertheless it is a big challenge for the computer in the recent decades.

The automatic feature extraction is a subject of interest for several fields of modern applications and is under constant review and revision. There is a strong need for the identification and mapping of the topographic, geomorphologic and manmade features to be automated, so that the whole process can be less lengthy, using the proper automation methods.

However, various algorithms have occasionally been developed, which are designed to contribute not only in the photo-interpretation but also in the segmentation of images. These algorithms usually involve a crowd of parameters, which makes their use very complicated and the identification of the best values of these parameters even harder. This process is being simplified by the genetic algorithms via which the best values of the parameters mentioned above are being sought according to the existence of an evaluation function, without however testing all the values of those parameters.

The aim of the current diploma is the implementation of genetic algorithms during the process of the parameters optimization, which are used for the algorithm methodology developed by Mumford - Shah to export premises from remote sensing, and not only, illustrations via automated processes.

KEY WORDS:

Genetic Algorithms, Export Premises, Feature Extraction, Remote Sensing Illustrations, Satellite Images, Mumford - Shah, Genetic Algorithm Toolbox, Ground Truth Images, Fitness Function, Quality Indicator, Morphological Filters, Matlab Algorithm.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Την επίβλεψη της παρούσας διπλωματικής εργασίας, που πραγματεύεται την εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων σε αλγόριθμο εντοπισμού κτιριακών εγκαταστάσεων από δορυφορικές εικόνες, ανέλαβε ο καθηγητής του Ε.Μ.Π. κ. Αργιαλάς Δημήτριος, στον οποίο οφείλονται ευχαριστίες για την καθοδήγησή του, αλλά και για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπό μου, στο να μου δώσει την ευκαιρία και δυνατότητα να επιλέξω ως διπλωματική ένα θέμα το οποίο με ενδιέφερε σημαντικά.

Δεν θα μπορούσα να παραλείψω την αναφορά στην πολύτιμη συνδρομή και του καθηγητή του Ε.Μ.Π. κ. Βεσκούκη Βασιλείου, ο οποίος ήταν πρόθυμος όποτε τον χρειάστηκα, τόσο να με συμβουλέψει όσο και να με βοηθήσει στην επίλυση αλλά και στην περαιτέρω σκέψη και μελέτη τυχόν προβλημάτων που παρουσιάστηκαν κατά την διαδικασία εφαρμογής των γενετικών αλγορίθμων.

Ευχαριστίες οφείλονται επίσης στον Λέκτορα κ. Καράντζαλο Κωνσταντίνο και στον Υπ. Διδάκτορα κ. Τζώτσο Άγγελο, οι οποίοι στάθηκαν δίπλα μου και με βοήθησαν σημαντικά με τις συμβουλές τους και τις γνώσεις τους στην πραγμάτωση της παρούσας διπλωματικής.

Ευχαριστώ τη Γεωγραφική Υπηρεσία Στρατού (ΓΥΣ), για τη δυνατότητα που μου έδωσε να φοιτήσω στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, αποκτώντας σημαντικές γνώσεις και γνωρίζοντας σημαντικούς ανθρώπους.

Τέλος, ευχαριστώ οποιονδήποτε άλλο φίλο, συμφοιτητή και συνάδελφο συνέβαλε τόσο στην πραγμάτωση της παρούσας εργασίας, όσο και στην ολοκλήρωση των σπουδών μου, με τις πολύτιμες συμβουλές του.

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	23
1.1 Γενικά	23
1.2 Ερμηνεία Τηλεπισκοπικών Απεικονίσεων	23
1.2.1 Οπτική προσέγγιση	23
1.2.2 Ψηφιακή προσέγγιση.....	25
1.3 Σκοπός της Διπλωματικής Εργασίας	26
1.4 Δομή της Διπλωματικής Εργασίας	27
2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ	29
2.1 Γενικά	29
2.2 Βιβλιογραφία.....	29
3. ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ	33
3.1 Γενικά	33
3.2 Ιστορική Αναδρομή	33
3.3 Ορολογία Γενετικών Αλγορίθμων	34
3.4 Κύρια Χαρακτηριστικά ενός Γενετικού Αλγορίθμου.....	35
3.5 Βασικά Στοιχεία ενός Γενετικού Αλγορίθμου.....	37
3.6 Πλεονεκτήματα Γενετικών Αλγορίθμων	44
3.7 Μειονεκτήματα Γενετικών Αλγορίθμων	45
4. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΟΥ TOOLBOX ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΤΟ MATLAB	47
4.1 Οργάνωση ενός Προβλήματος στο Πρόγραμμα Matlab	47
4.2 Ανάλυση της Επιλογής Population Type	49
4.3 Ανάλυση των Επιλογών για τον Αρχικό Πληθυσμό	49
4.3.1 PoplInitRange.....	49
4.3.2 Ανάλυση της επιλογής InitialPopulation.....	50
4.3.3 Ανάλυση της επιλογής CreationFcn.....	50
4.3.4 Ανάλυση της επιλογής InitialScores.....	50
4.3.5 Ανάλυση της επιλογής InitialPenalty.....	50
4.3.6 Ανάλυση της επιλογής PenaltyFactor	51
4.4 Ανάλυση της Επιλογής PopulationSize	51
4.5 Ανάλυση της Επιλογής EliteCount.....	51

4.6	Ανάλυση της Επιλογής CrossoverFraction	52
4.7	Ανάλυση της Επιλογής ParetoFraction	54
4.8	Ανάλυση των Επιλογών Migration	54
4.8.1	MigrationDirection.....	54
4.8.2	MigrationInterval	54
4.8.3	MigrationFraction.....	55
4.9	Ανάλυση των Επιλογών - Συνθηκών Τερματισμού του ΓΑ	55
4.9.1	Ανάλυση της επιλογής Generations.....	55
4.9.2	Ανάλυση της επιλογής TimeLimit.....	55
4.9.3	Ανάλυση της επιλογής FitnessLimit	55
4.9.4	Ανάλυση της επιλογής StallGenLimit.....	56
4.9.5	Ανάλυση της επιλογής StallTimeLimit.....	56
4.9.6	Ανάλυση της επιλογής TolFun	56
4.9.7	Ανάλυση της επιλογής TolCon	56
4.10	Ανάλυση της Επιλογής PlotInterval	56
4.11	Ανάλυση της Επιλογής FitnessScalingFcn	57
4.12	Ανάλυση της Επιλογής SelectionFcn.....	58
4.13	Ανάλυση της Επιλογής CrossoverFcn	59
4.14	Ανάλυση της Επιλογής MutationFcn.....	60
4.15	Ανάλυση της Επιλογής DistanceMeasureFcn.....	61
4.16	Ανάλυση της Επιλογής HybridFcn	61
4.17	Ανάλυση της Επιλογής Display.....	61
4.18	Ανάλυση της Επιλογής PlotFcns	62
4.19	Ανάλυση της Επιλογής OutputFcns	62
4.20	Ανάλυση της Επιλογής Vectorized	62
4.21	Ανάλυση της Επιλογής UseParallel	63
5. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΚΑΙ MUMFORD - SHAH ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ.....		65
5.1	Γενικά	65
5.2	Η Πορεία έως την Ανάπτυξη της Μεθοδολογίας των Mumford και Shah ...	65
5.3	Ανάλυση του Υλοποιημένου Αλγορίθμου σε Matlab, με Βάση την Μεθοδολογία των Mumford – Shah καθώς και του Γενετικού Αλγορίθμου	67
5.4	Χρησιμοποιηθείσες Εικόνες.....	74
5.5	Δημιουργία Ground Truth Εικόνων	78

6. ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ - ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ.....	83
6.1 Γενικά	83
6.2 Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου, με Συνάρτηση Αξιολόγησης το Απόλυτο του Αθροίσματος των Εικονοστοιχείων κάθε Δορυφορικής Εικόνας	83
6.2.1 Δοκιμές για χρησιμοποίηση του απολύτου αθροίσματος των εικονοστοιχείων, ως συνάρτηση αξιολόγησης του γενετικού αλγορίθμου	84
6.2.2 Αποτελέσματα της εφαρμογής του γενετικού αλγορίθμου	91
6.3 Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου, με Συνάρτηση Αξιολόγησης το Αντίστροφο του Δείκτη Quality	102
6.3.1 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Abidjan.....	104
6.3.2 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur1.....	110
6.3.3 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur2.....	116
6.3.4 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Bodensee	122
6.3.5 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Budapest	129
6.3.6 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Normandy	135
6.4 Εφαρμογή Φίλτρων στην Βέλτιστη Ταξινόμηση κάθε Δορυφορικής Εικόνας του Εδαφίου 6.3	141
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ	155
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΗΓΕΣ	159
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ.....	161

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 3.1 - Υπολογισμός απόδοσης για τον αρχικό πληθυσμό	40
Πίνακας 4.1 - Προεπιλεγμένες τιμές για τις επιλογές εκτέλεσης ενός ΓΑ ([] : Μη ύπαρξη προεπιλεγμένης τιμής)	49
Πίνακας 6.1- Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	85
Πίνακας 6.2 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 1 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	86
Πίνακας 6.3 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 2 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	86
Πίνακας 6.4 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 3 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	86
Πίνακας 6.5 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 4 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	87

Πίνακας 6.6 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	88
Πίνακας 6.7 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 1 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	88
Πίνακας 6.8 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 2 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	88
Πίνακας 6.9 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 3 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	88
Πίνακας 6.10 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 4 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	89
Πίνακας 6.11 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων της ΔΕ Cotdazur σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	90
Πίνακας 6.12 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 1 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	90
Πίνακας 6.13 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 2 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	90
Πίνακας 6.14 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 3 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	91
Πίνακας 6.15 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 4 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality	91
Πίνακας 6.16 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur1	93
Πίνακας 6.17 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Budapest	94
Πίνακας 6.18 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur2.....	94
Πίνακας 6.19 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Normandy	95
Πίνακας 6.20 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Abidjan.....	95
Πίνακας 6.21 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Abidjan και στα τμήματα αυτής	105
Πίνακας 6.22 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Abidjan	108
Πίνακας 6.23 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur1 και στα τμήματα αυτής	111
Πίνακας 6.24 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur1	114
Πίνακας 6.25 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur2 και στα τμήματα αυτής	117
Πίνακας 6.26 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur2	120

Πίνακας 6.27 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Bodensee και στα τμήματα αυτής	124
Πίνακας 6.28 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Bodensee	127
Πίνακας 6.29 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Budapest και στα τμήματα αυτής	130
Πίνακας 6.30 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Budapest.....	133
Πίνακας 6.31 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Normandy και στα τμήματα αυτής	136
Πίνακας 6.32 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Normandy.....	139
Πίνακας 6.33 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Abidjan	141
Πίνακας 6.34 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ CotdAzur1	143
Πίνακας 6.35 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ CotdAzur2.....	145
Πίνακας 6.36 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Bodensee.....	147
Πίνακας 6.37 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Budapest.....	149
Πίνακας 6.38 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Normandy.....	151

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 3.1- Σχηματική αναπαράσταση εξαναγκασμένης ρουλέτας	40
Εικόνα 3.2 - Διάγραμμα ροής της εφαρμογής του ΓΑ.....	43
Εικόνα 4.1- Εμφάνιση της πυκνότητας του πληθυσμού ενός ΓΑ.....	51
Εικόνα 4.2 - Διάγραμμα καλύτερης και μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης με τιμή CrossoverFraction ίση με 0.8.....	52
Εικόνα 4.3 - Διάγραμμα καλύτερης και μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης με τιμή CrossoverFraction ίση με 1.....	53

Εικόνα 4.4 - Διάγραμμα καλύτερης και μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης με τιμή CrossoverFraction ίση με 0.....	53
Εικόνα 5.1 - Παράδειγμα εφαρμογής συνάρτησης meshgrid.....	69
Εικόνα 5.2 - Παράδειγμα εφαρμογής συνάρτησης gradient	71
Εικόνα 5.3 - Παράδειγμα εφαρμογής συνάρτησης divergence.....	72
Εικόνα 5.4 - ΔΕ Ιkonos παγχρωματική της περιοχής Abidjan με διαστάσεις σε pixel 388 x 400	75
Εικόνα 5.5 - Πρώτη ΔΕ Ιkonos 321 RGB της περιοχής CotdAzur (CotdAzur1) με διαστάσεις σε pixel 1432 x 815.....	75
Εικόνα 5.6 - Δεύτερη ΔΕ Ιkonos 321 RGB της περιοχής CotdAzur (CotdAzur2) με διαστάσεις σε pixel 1389 x 821.....	76
Εικόνα 5.7 - ΔΕ Ιkonos 321 RGB της περιοχής Budapest με διαστάσεις σε pixel 1200 x 980.....	76
Εικόνα 5.8 - ΔΕ Ιkonos 321 RGB της περιοχής Normandy με διαστάσεις σε pixel 1437 x 814.....	77
Εικόνα 5.9 - ΔΕ Ιkonos 321 RGB της περιοχής Bodensee με διαστάσεις σε pixel 910 x 618.....	77
Εικόνα 5.10 - Ground truth image of Abidjan.....	79
Εικόνα 5.11 - Ground truth image of CotdAzur1	79
Εικόνα 5.12 - Ground truth image of CotdAzur2.....	80
Εικόνα 5.13 - Ground truth image of Budapest	80
Εικόνα 5.14 - Ground truth image of Normandy	81
Εικόνα 5.15 - Ground truth image of Bodensee	81
Εικόνα 6.1 - Διάγραμμα ροής εφαρμογής του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος των εικονοστοιχείων της ΔΕ.....	84
Εικόνα 6.2 - Τμήμα 1 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB.....	85
Εικόνα 6.3 - Τμήμα 2 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB.....	85
Εικόνα 6.4 - Τμήμα 3 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB.....	85
Εικόνα 6.5 - Τμήμα 4 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB.....	85
Εικόνα 6.6 - Τμήμα 1 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB	87
Εικόνα 6.7 - Τμήμα 2 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB	87
Εικόνα 6.8 - Τμήμα 3 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB	87
Εικόνα 6.9 - Τμήμα 4 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB	87
Εικόνα 6.10 - Τμήμα 1 της ΔΕ Cotdazur1 IKONOS 321 RGB.....	89
Εικόνα 6.11 - Τμήμα 2 της ΔΕ Cotdazur1 IKONOS 321 RGB.....	89
Εικόνα 6.12 - Τμήμα 3 της ΔΕ Cotdazur1 IKONOS 321 RGB.....	89

Εικόνα 6.13 - Τμήμα 4 της ΔΕ Cotdazur1 IKONOS 321 RGB	89
Εικόνα 6.14 - ΔΕ CotdAzur1 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=3$, $L2=20$ και $m=3$ ($Q=35,20\%$).....	97
Εικόνα 6.15 - ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=21$ και $m=2.2$ ($Q=16,50\%$).....	98
Εικόνα 6.16 - ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=29$ και $m=3.2$ ($Q=47,70\%$).....	99
Εικόνα 6.17 - ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=27$ και $m=2$ ($Q=30\%$).....	100
Εικόνα 6.18 - ΔΕ Abidjan IKONOS παγχρωματική και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=20$, $L2=2$ και $m=2$ ($Q=64\%$).....	101
Εικόνα 6.19 - Διάγραμμα ροής εφαρμογής του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το αντίστροφο του δείκτη Quality	103
Εικόνα 6.20 - Τμήμα 1 της ΔΕ Abidjan IKONOS παγχρωματική, με διαστάσεις σε pixel 253 x 225	106
Εικόνα 6.21 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Abidjan.....	106
Εικόνα 6.22 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=64,00\%$)	106
Εικόνα 6.23 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=64,09\%$)	106
Εικόνα 6.24 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=64,01\%$)	106
Εικόνα 6.25 - Τμήμα 2 της ΔΕ Abidjan IKONOS παγχρωματική με διαστάσεις σε pixel 226 x 270	107
Εικόνα 6.26 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ Abidjan.....	107
Εικόνα 6.27 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=78,43\%$)	107
Εικόνα 6.28 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=78,52\%$)	107
Εικόνα 6.29 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=78,77\%$)	107
Εικόνα 6.30 - ΔΕ Abidjan IKONOS παγχρωματική και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=14,97$, $L2=8,82$, $m=1,85$, $dt=0,001$, $N=500$ ($Q=69,21\%$).....	109
Εικόνα 6.31 - Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur1 IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 466 x 509	112
Εικόνα 6.32 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ CotdAzur1.....	112
Εικόνα 6.33 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ ($Q=38,09\%$)	112

Εικόνα 6.34 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=38,11%)	112
Εικόνα 6.35 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=37,85%)	112
Εικόνα 6.36 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=37,99%)	112
Εικόνα 6.37 - Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur1 IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 538 x 396	113
Εικόνα 6.38 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ CotdAzur1.....	113
Εικόνα 6.39 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,53%)	113
Εικόνα 6.40 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,69%)	113
Εικόνα 6.41 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,52%)	113
Εικόνα 6.42 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=32,28%)	113
Εικόνα 6.43 - ΔΕ CotdAzur1 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L_1=3$, $L_2=27$, $m=14,2$, $dt=0,1$, $N=150$ (Q=33,84%).....	115
Εικόνα 6.44 - Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 615 x 529	118
Εικόνα 6.45 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ CotdAzur2.....	118
Εικόνα 6.46 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=33,69%)	118
Εικόνα 6.47 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=33,91%)	118
Εικόνα 6.48 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=45,37%)	118
Εικόνα 6.49 - Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 540 x 457	119
Εικόνα 6.50 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ CotdAzur2.....	119
Εικόνα 6.51 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=48,53%)	119
Εικόνα 6.52 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=38,20%)	119
Εικόνα 6.53 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=37,76%)	119
Εικόνα 6.54 - ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L_1=2$, $L_2=29$, $m=13,2$, $dt=0,000019$, $N=500$ (Q=45,07%).....	121

Εικόνα 6.55 - Τμήμα 1 της ΔΕ Bodensee IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 370 x 333	125
Εικόνα 6.56 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Bodensee.....	125
Εικόνα 6.57 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=15,79%)	125
Εικόνα 6.58 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=14,98%)	125
Εικόνα 6.59 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πέμπτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,40%)	125
Εικόνα 6.60 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης έκτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,41%) .	125
Εικόνα 6.61 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης έβδομης εφαρμογής του ΓΑ (Q=18,22%)	126
Εικόνα 6.62 - Τμήμα 2 της ΔΕ Bodensee IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 557 x 394	126
Εικόνα 6.63 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ Bodensee.....	126
Εικόνα 6.64 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=20,88%)	126
Εικόνα 6.65 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,25%)	126
Εικόνα 6.66 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,68%)	126
Εικόνα 6.67 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,59%)	126
Εικόνα 6.68 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πέμπτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,88%)	127
Εικόνα 6.69 - ΔΕ Bodensee IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους L1=1, L2=49, m=12,2, dt=0,000061, N=907 (Q=18,91%).....	128
Εικόνα 6.70 - Τμήμα 1 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 536 x 521	131
Εικόνα 6.71 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Budapest.....	131
Εικόνα 6.72 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=22,49%)	131
Εικόνα 6.73 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=22,38%)	131
Εικόνα 6.74 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=22,64%)	131
Εικόνα 6.75 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=23,54%)	131

Εικόνα 6.76 - Τμήμα 2 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 477 x 447	132
Εικόνα 6.77 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ Budapest.....	132
Εικόνα 6.78 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,64%)	132
Εικόνα 6.79 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=27,53%)	132
Εικόνα 6.80 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=25,19%)	132
Εικόνα 6.81 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,22%)	132
Εικόνα 6.82 - ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους L1=2, L2=19,4280 m=9,200, dt=0,000001, N=337 (Q=15,65%)..	134
Εικόνα 6.83 - Τμήμα 1 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB, με διαστάσεις σε pixel 397 x 456	137
Εικόνα 6.84 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Normandy	137
Εικόνα 6.85 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=24,22%)	137
Εικόνα 6.86 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=24,09%)	137
Εικόνα 6.87 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=24,22%)	137
Εικόνα 6.88 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,99%)	137
Εικόνα 6.89 - Τμήμα 2 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 471 x 599	138
Εικόνα 6.90 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ Normandy	138
Εικόνα 6.91 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,02%)	138
Εικόνα 6.92 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,28%)	138
Εικόνα 6.93 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,90%)	138
Εικόνα 6.94 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=31,83%)	138
Εικόνα 6.95 - ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους L1=4, L2=41 m=14,2, dt=0,000022, N=667 (Q=27,29%)	140
Εικόνα 6.96 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 5 του ΓΑ (πίνακας 6.22) στην ΔΕ Abidjan (Q=69,21%).....	142

Εικόνα 6.97 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.96 (Q=70,78%).....	142
Εικόνα 6.98 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.96 (Q=71,01%).....	143
Εικόνα 6.99 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 7 του ΓΑ (πίνακας 6.24) στην ΔΕ CotdAzur1 (Q=33,84%).....	144
Εικόνα 6.100 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.99 (Q=34,59%).....	144
Εικόνα 6.101 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.99 (Q=35,84%).....	145
Εικόνα 6.102 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 3 του ΓΑ (πίνακας 6.26) στην ΔΕ CotdAzur2 (Q=45,07%).....	146
Εικόνα 6.103 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.102 (Q=48,22%).....	146
Εικόνα 6.104 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.102 (Q=49,40%).....	147
Εικόνα 6.105 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 5 του ΓΑ (πίνακας 6.28) στην ΔΕ Bodensee (Q=18,91%).....	148
Εικόνα 6.106 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.105 (Q=19,51%).....	148
Εικόνα 6.107 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.105 (Q=24,82%).....	148
Εικόνα 6.108 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου πλειοψηφίας στην εικόνα 6.105 (Q=20,17%).....	149
Εικόνα 6.109 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 4 του ΓΑ (πίνακας 6.30) στην ΔΕ Budapest (Q=15,65%).....	150
Εικόνα 6.110 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.109 (Q=15,66%).....	150
Εικόνα 6.111 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.109 (Q=16,61%).....	150
Εικόνα 6.112 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου πλειοψηφίας στην εικόνα 6.109 (Q=15,81%).....	151
Εικόνα 6.113 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 4 του ΓΑ (πίνακας 6.32) στην ΔΕ Normandy (Q=27,22%).....	152
Εικόνα 6.114 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.113 (Q=28,49%).....	152

Εικόνα 6.115 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίματος στην εικόνα 6.113 (Q=29,28%).....	153
--	-----

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Γενικά

Τα τελευταία χρόνια η παρακολούθηση της γης μέσω δορυφόρων από το διάστημα έχει συμβάλλει στην επίλυση αλλά και στην πρόληψη μεγάλου αριθμού προβλημάτων τόσο μέσω των δράσεων αλλά και μέσω του σχεδιασμού αναπτυξιακών και παραγωγικών δραστηριοτήτων. Η αξιοποίηση τηλεπισκοπικών απεικονίσεων για τη μελέτη της γης άρχισε τη δεκαετία του 1960, όταν οι τεχνικές δυνατότητες των δορυφόρων που κινούνταν σε τροχιά γύρω από τη γη, ακολούθησαν τη ραγδαία ανάπτυξη των δυνατοτήτων των Η/Υ για τη διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων.

Οι τηλεπισκοπικές απεικονίσεις είναι καταγραφές της ανακλώμενης ή/και της εκπνευμένης, οπισθοσκεδαζόμενης ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Προκειμένου, λοιπόν, να γίνει δυνατή η συλλογή χρήσιμης πληροφορίας, είναι απαραίτητη η ερμηνεία τους.

1.2 Ερμηνεία Τηλεπισκοπικών Απεικονίσεων

Η ερμηνεία των τηλεπισκοπικών απεικονίσεων μπορεί να γίνει είτε οπτικά είτε ψηφιακά (αυτόματα). Η οπτική ερμηνεία στηρίζεται κυρίως στην ποιοτική φωτοερμηνεία των εικόνων ενώ η ψηφιακή στηρίζεται στην ποσοτική κατάταξη των εικονοστοιχείων μιας εικόνας σε συγκεκριμένες φασματικές κατηγορίες ή σε μεθόδους αναγνώρισης και εξαγωγής αντικειμένων. Τόσο η ποιοτική όσο και η ποσοτική μέθοδος έχουν και πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα.

Η επιτυχία της φωτοερμηνείας εξαρτάται από την επιδεξιότητα και εμπειρία του φωτοερμηνευτή να χρησιμοποιήσει αποτελεσματικά τις χωρικές, φασματικές και διαχρονικές πληροφορίες που αφορούν συγκριμένο γνωστικό πεδίο.

1.2.1 Οπτική προσέγγιση

Η διαδικασία της οπτικής αναγνώρισης η οποία συνδέεται με την ποιοτική προσέγγιση για ερμηνεία αποτελείται από τα εξής βήματα:

- ✓ **Διαδικασία ανίχνευσης:** Η ανίχνευση εξαρτάται από τη διακριτική ικανότητα του δέκτη, η οποία ποικίλλει ανάλογα με την εφαρμογή και το είδος του δορυφόρου. Η διακριτική ικανότητα διακρίνεται σε:
 - Χωρική διακριτική ικανότητα (Spatial Resolution). Είναι η ικανότητα του δέκτη να ξεχωρίζει πολύ κοντινά αντικείμενα ή πληροφορίες στην απεικόνιση (ποσοτικά ισούται με τη μικρότερη απόσταση που μπορούν να έχουν δύο αντικείμενα, έτσι ώστε να εμφανίζονται ξεχωριστά),
 - Χρονική διακριτική ικανότητα (Temporal Resolution), η οποία σχετίζεται με τη συχνότητα λήψης απεικονίσεων για την ίδια γεωγραφική περιοχή,
 - Ραδιομετρική διακριτική ικανότητα (Radiometric Resolution), που ορίζεται ως η ευαισθησία του δέκτη να καταγράφει διαφορές στην ισχύ του σήματος,
 - Φασματική διακριτική ικανότητα (Spectral Resolution), η οποία περιλαμβάνει το εύρος των περιοχών του φάσματος της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, στις

οποίες πραγματοποιεί καταγραφές ένας πολυφασματικός δέκτης, καθώς και τον αριθμό των καναλιών που χρησιμοποιούνται.

- ✓ **Διαδικασία αναγνώρισης** αντικειμένων/εμφανίσεων στην περιοχή ενδιαφέροντος. Η αναγνώριση περιλαμβάνει τα εξής στάδια:
 - στάδιο αναγνώρισης γενικών κατηγοριών και σχημάτων,
 - στάδιο ανάλυσης ομοιοτήτων και διαφορών και τέλος,
 - στάδιο της συσχέτισης με το περιβάλλον, όπου χρησιμοποιούνται φωτοερμηνευτικά κλειδιά, πορίσματα επιγείων ελέγχων και δειγματοληψιών. Τα βασικά φωτοαναγνωριστικά στοιχεία που χρησιμοποιούνται είναι: ο τόνος, το χρώμα, το μέγεθος, το σχήμα, το πρότυπο, η υφή, η σκιά, η θέση / τοποθεσία και η σχέση με το περιβάλλον.
- ✓ **Διαδικασία ανάλυσης** η οποία περιλαμβάνει την οριοθέτηση των περιοχών που παρουσιάζουν ομοιογένεια ως προς τα χαρακτηριστικά τους.
- ✓ **Διαδικασία οριοθέτησης** σε κατηγορίες η οποία και οδηγεί στην δημιουργία ενός θεματικού χάρτη της περιοχής που μας ενδιαφέρει, ο οποίος με τη σειρά του, μπορεί να ενσωματωθεί σε ένα Γεωγραφικό Σύστημα Πληροφοριών (G.I.S).

Τα πλεονεκτήματα της προσέγγισης αυτής (Αργιαλάς, 1998) χαρακτηρίζονται τα εξής:

- ✓ Άμεση επίδραση του ανθρώπινου παράγοντα με αποτέλεσμα υψηλού επιπέδου νοητικές αποφάσεις και συμπεράσματα,
- ✓ Παρουσιάζει βέλτιστα αποτελέσματα σε χωρικές εκτιμήσεις,
- ✓ Η αναγνώριση του σχήματος, των προτύπων υφής και των αντικειμένων είναι σχετικά εύκολη, για έμπειρους φωτοερμηνευτές σε εξειδικευμένα αντικείμενα,
- ✓ Όταν υπάρχουν έμπειροι φωτοερμηνευτές εξάγονται εύκολα συμπεράσματα,
- ✓ Οι γνώσεις του χρήστη μπορούν να χρησιμοποιηθούν κατά ποιοτικό τρόπο.

Από την άλλη πλευρά τα μειονεκτήματα της προσέγγισης είναι τα εξής:

- ✓ Δεν είναι αποτελεσματική η φωτοερμηνεία στον ακριβή καθορισμό της έκτασης των επιφανειών διαφόρων ειδών εδαφοκάλυψης,
- ✓ Μόνο τρία κανάλια μπορούν να εξεταστούν ταυτόχρονα από τον φωτοερμηνευτή με αποτέλεσμα να περιορίζεται η φωτοερμηνευτική διαδικασία,
- ✓ Ο φωτοερμηνευτής δεν είναι σε θέση να χρησιμοποιήσει όλο το εύρος της διαθέσιμης ραδιομετρικής διαχωριστικής ικανότητας των περισσότερων σαρωτών,
- ✓ Ο φωτοερμηνευτής μπορεί να αφομοιώσει ελάχιστα μόνο εικονοστοιχεία σε μία δεδομένη χρονική στιγμή,

- ✓ Γενικά είναι ιδιαίτερα **χρονοβόρα**, με αποτέλεσμα να είναι αδύνατη η επεξεργασία μεγάλης ποσότητας δεδομένων.

1.2.2 Ψηφιακή προσέγγιση

Η διαδικασία της ψηφιακής αναγνώρισης, για την οποία και ευθύνεται κυρίως ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, αποτελεί ίσως τη μοναδική λύση η οποία συνδέεται με την ποσοτική προσέγγιση για ερμηνεία, αποτελείται δε από τα εξής βήματα:

- ✓ Μετατροπή της αναλογικής απεικόνισης σε ψηφιακή μορφή, αν πρόκειται για αεροφωτογραφίες (το βήμα αυτό δεν χρειάζεται, αν πρόκειται για δεδομένα που προέρχονται από δορυφόρους και λαμβάνονται απευθείας σε ψηφιακή μορφή),
- ✓ Επεξεργασία δεδομένων, που περιλαμβάνει συνήθως ραδιομετρική και γεωμετρική διόρθωση,
- ✓ Εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction). Στο στάδιο αυτό επιλέγονται οι μετρήσεις που είναι απαραίτητες για την αναγνώριση ενός αντικειμένου/εμφάνισης και την **ταξινόμησή** του. Τα χαρακτηριστικά μπορεί να είναι χωρικά, φασματικά και χρονικά.

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση εφαρμόζεται μια από τις παρακάτω δυο μεθόδους (Αργιαλάς, 1998):

- ☞ **Επιβλεπόμενη ταξινόμηση:** Απαιτεί τη συλλογή από τον χρήστη δεδομένων εκπαίδευσης από κάθε θεματική κατηγορία. Το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης συνίσταται από εικονοστοιχεία με γνωστή εκ των προτέρων ταυτότητα που ομαδοποιεί ο χρήστης, συνήθως σε πολύγωνα δεδομένων εκπαίδευσης πάνω στην οθόνη του συστήματος επεξεργασίας εικόνων και που χρησιμοποιούνται για την επίβλεψη του αλγορίθμου ταξινόμησης. Τα δεδομένα αυτά, τα οποία δεν είναι παρά μια ομάδα pixels, θα “εκπαιδεύσουν” τον υπολογιστή να αναγνωρίζει τα διάφορα αντικείμενα/εμφάνισης (θεματικές τάξεις), μέσω προσδιορισμού στατιστικών παραμέτρων, όπως μέσους όρους, τυπική απόκλιση, πίνακες μεταβλητότητας - συμμεταβλητότητας. Στη συνέχεια οι παράμετροι αυτές συγκρίνονται με τις αντίστοιχες παραμέτρους άλλων περιοχών της απεικόνισης, που είναι άγνωστες, μέσω συγκεκριμένου κάθε φορά αλγορίθμου ταξινόμησης, όπως ο αλγόριθμος μεγίστης πιθανοφάνειας, ελάχιστης απόστασης, παραλληλεπιπέδου, Mahalanobis κλπ, με τελικό αποτέλεσμα την ταξινόμηση όλων των pixels της απεικόνισης σε θεματικές τάξεις.
- ☞ **Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση:** Στη μέθοδο αυτή σε αντίθεση με την προηγούμενη δεν χρησιμοποιούνται δεδομένα εκπαίδευσης. Χωρίς δηλαδή να πραγματοποιείται “εκπαίδευση” του υπολογιστή η ψηφιακή πολυφασματική εικόνα κατηγοριοποιείται σε ομοιογενείς φασματικές τάξεις, ανάλογα με τη “φασματική τους υπογραφή”, αλλά όχι σε θεματικές. Η σχέση των ταξινομηθέντων φασματικών τάξεων με τις επιθυμητές θεματικές τάξεις προσδιορίζεται μετά το στάδιο της ταξινόμησης με τη βοήθεια εργασίας πεδίου, με επίγειους ελέγχους, με σύγκριση αεροφωτογραφιών. Η μη επιβλεπόμενη προσέγγιση περιλαμβάνει τις μεθόδους ανάλυσης συσσωρεύσεων, τις μεθόδους επιλογής επικρατουσών τιμών του ιστογράμματος κ.α.

Ωστόσο στην ψηφιακή προσέγγιση ανήκει και η μεθοδολογία της εξαγωγής χαρακτηριστικών - αντικειμένων από μια εικόνα. Η μέθοδος αυτή διακρίνεται σε δυο κατηγορίες. Η πρώτη βασίζεται στην εύρεση ορίων ενώ η δεύτερη στην εύρεση περιοχών. Η εύρεση ορίων αναφέρεται σε τεχνικές ανίχνευσης ακμών και εξέλιξης ενεργών περιγραμμάτων, ενώ η εύρεση περιοχών βασίζεται σε τεχνικές τοπικής ανάλυσης επέκτασης - ένωσης περιοχών, σε τεχνικές στατιστικής ανάλυσης, στην θεωρία των γράφων και σε μεταβολικές μεθόδους.

Τα πλεονεκτήματα της προσέγγισης αυτής χαρακτηρίζονται τα εξής:

- ✓ Απαιτεί μικρή ανθρώπινη παρέμβαση και συμβολή,
- ✓ Διαθέτει μεγάλη ποσοτική ακρίβεια η οποία προέρχεται από την δυνατότητα του υπολογιστή να επεξεργαστεί το κάθε εικονοστοιχείο σε μια εικόνα,
- ✓ Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να επεξεργαστεί μια εικόνα στο επίπεδο του εικονοστοιχείου και να αναγνωρίσει όσα εικονοστοιχεία απαιτούνται στην εκάστοτε ανάλυση,
- ✓ Οι ποσοτικοί αλγόριθμοι μπορούν να επεξεργαστούν συγχρόνως πολυδιάστατα δεδομένα, και να χρησιμοποιούν όλα τα επίπεδα της ραδιομετρικής διαχωριστικής ικανότητας.

Από την άλλη πλευρά ως μειονέκτημα της προσέγγισης αυτής χαρακτηρίζεται το γεγονός ότι είναι ανεπαρκής στην απόδοση χωρικών και σημασιολογικών σχέσεων, κάτι που οφείλεται στην δυσκολία με την οποία, αποφάσεις για το σχήμα, μέγεθος, διεύθυνση και υφή μπορούν να εξαχθούν με χρήση των μέχρι σήμερα γνωστών αλγορίθμων. Η πρόοδος με τις νέες τεχνικές της τεχνητής οράσεως και εμπειρικών συστημάτων και τους υπολογιστές παράλληλης επεξεργασίας μπορεί να βοηθήσουν στο να παρακαμφθούν μερικά από αυτά τα προβλήματα.

1.3 Σκοπός της Διπλωματικής Εργασίας

Μια από τις μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών με την μέθοδο της εύρεσης ορίων, μέσω της εφαρμογής επιπεδοσυνόλων και την ελαχιστοποίηση ενός συναρτησιακού, αποτελεί η μέθοδος των Mumford - Shah.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι (ΓΑ) αποτελούν μια μορφή εξελιγμένων και πολύπλοκων αλγορίθμων, οι οποίοι ανήκουν στο πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης και χρησιμοποιούνται στην αναζήτηση της βέλτιστης λύσης σε προβλήματα με μεγάλο αριθμό παραμέτρων και χώρο λύσεων με ιδιαίτερος απρόβλεπτη μορφή και συμπεριφορά.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι ο συνδυασμός του πεδίου της τεχνητής νοημοσύνης με την επιστήμη της τηλεπισκόπησης. Συγκεκριμένα εφαρμόζονται ΓΑ σε ένα υπάρχον αλγόριθμο που έχει δημιουργηθεί με βάση την μεθοδολογία των **Mumford - Shah**, με σκοπό να βελτιστοποιηθούν οι παράμετροι που χρησιμοποιεί ο συγκεκριμένος αλγόριθμος, ώστε να προκύψουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα, στην τελική επιδίωξη του αλγορίθμου δηλαδή στην εξαγωγή κτιριακών εγκαταστάσεων από δορυφορικές εικόνες. Έναυσμα για την υλοποίηση της διπλωματικής αυτής αποτέλεσε μια από τις προτάσεις που έγιναν από τον γράφων, στην τεχνική έκθεση του μαθήματος «Εφαρμογές Φωτοερμηνείας - Τηλεπισκόπησης» (2011).

Οι επιμέρους υποστόχοι αφορούν:

- ☞ Τη **διερεύνηση** του αλγορίθμου Mumford - Shah, ώστε να κατανοηθεί ο τρόπος λειτουργίας του,
- ☞ Την **εφαρμογή των ΓΑ** στον αλγόριθμο Mumford - Shah, με δοκιμές σε πλήθος εικόνων, ώστε να καλυφθεί όσο το δυνατόν περισσότερο εύρος πιθανών διαφορετικών προτύπων,
- ☞ Την **εξαγωγή** στατιστικών αποτελεσμάτων σχετικά με την αποτελεσματικότητα της παραπάνω εφαρμογής, πραγματοποιώντας **σύγκριση** ανάμεσα στα εξαγόμενα αποτελέσματα και τα ιδεατά σύμφωνα με την ground truth εικόνα η οποία προκύπτει με διαδικασία η οποία αναφέρεται στο εδάφιο 5.5, βασιζόμενα πάνω σε δείκτες που προτείνει η διεθνής βιβλιογραφία.

1.4 Δομή της Διπλωματικής Εργασίας

Συνοπτικά, η διπλωματική εργασία περιλαμβάνει επτά κεφάλαια συμπεριλαμβανομένου του κεφαλαίου της εισαγωγής (Κεφάλαιο 1), με το εξής περιεχόμενο:

Στο δεύτερο κεφάλαιο, “ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ”, παρουσιάζονται κάποιες από τις προσπάθειες εφαρμογής ΓΑ στο πεδίο της τηλεπισκόπησης για την αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών, μέχρι σήμερα.

Στο τρίτο κεφάλαιο, “ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ”, γίνεται μια πλήρη περιγραφή του πεδίου αυτού, ώστε να γίνει όσο το δυνατόν περισσότερο κατανοητός τόσο ο τρόπος λειτουργίας τους όσο και να αποσαφηνιστεί η ορολογία που χρησιμοποιείται.

Στο τέταρτο κεφάλαιο, “ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΟΥ TOOLBOX ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΤΟ MATLAB”, περιγράφεται πλήρως η εργαλειοθήκη των ΓΑ του προγράμματος matlab, με όλες τις δυνατότητες και τις πιθανές επιλογές σε κάθε δυνατότητα που διαθέτει.

Στο πέμπτο κεφάλαιο, “ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΚΑΙ MUMFORD - SHAH ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ”, γίνεται μια λεπτομερέστερη περιγραφή του *αλγορίθμου Mumford - Shah*, παρουσιάζονται οι εικόνες στις οποίες εφαρμόζεται ο αλγόριθμος αυτός καθώς και ο τρόπος δημιουργίας των Ground Truth εικόνων,

Στο έκτο κεφάλαιο, “ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ - ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ”, παρουσιάζονται οι δοκιμές εφαρμογής των ΓΑ στον διατιθέμενο αλγόριθμο για κάθε Δορυφορική Εικόνα (ΔΕ), τα αποτελέσματα που προέκυψαν σε κάθε εφαρμογή καθώς και τα αποτελέσματα από την εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων στις παραγόμενες εικόνες,

Στο έβδομο κεφάλαιο τέλος, “ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ”, καταγράφονται τα συμπεράσματα και οι προτάσεις, που προέκυψαν από την ενασχόληση με το συγκεκριμένο θέμα.

2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

2.1 Γενικά

Κατά καιρούς έχουν πραγματοποιηθεί διάφορες προσπάθειες εφαρμογής γενετικού προγραμματισμού (ΓΠ) στο πεδίο της τηλεπισκόπησης και γενικότερα σε διάφορων ειδών εικόνες, ώστε να αυτοματοποιηθεί όσο το δυνατόν περισσότερο η επεξεργασία εικόνων και η αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών από αυτές. Στο εδάφιο 2.2 παρουσιάζονται κάποιες από αυτές τις προσπάθειες.

2.2 Βιβλιογραφία

Ο **Tackett** (1993), χρησιμοποίησε ΓΠ για την ανάπτυξη ενός δέντρου επεξεργασίας για την ταξινόμηση των χαρακτηριστικών που εξάγονται από εικόνες. Συγκεκριμένα στόχος της εργασίας αποτέλεσε η ταξινόμηση χαρακτηριστικών διανυσμάτων που προέρχονταν από IR εικόνες σε στόχους ή μη, χρησιμοποιώντας μια βάση δεδομένων με 2000 διαφορετικά δεδομένα εκπαίδευσης. Η απόδοση του αλγορίθμου ελέγχθηκε σε μια βάση 7000 δειγμάτων. Η εργασία αυτή αποτέλεσε καινοτομία σε σύγκριση με τα προβλήματα για τα οποία είχε εφαρμοστεί ο ΓΠ μέχρι τότε. Συγκεκριμένα εκτελέστηκαν δυο πειράματα. Στην πρώτη σειρά πειραμάτων χρησιμοποιήθηκαν κλασικά χαρακτηριστικά εικόνων και ελαχιστοποιήθηκε η λανθασμένη κατάταξη τόσο των στόχων όσο και των μη στόχων. Στη δεύτερη σειρά πειραμάτων, μέσω του ΓΠ επιτράπηκε η δημιουργία ομάδας χαρακτηριστικών από πρωτογενείς μετρήσεις της έντασης του μέσου όρου και της τυπικής απόκλισης για τις εικόνες. Για λόγους σύγκρισης, τα ίδια δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση δυο άλλων συστημάτων ταξινόμησης, το δυαδικό δέντρο ταξινομητή και το νευρωνικό δίκτυο οπισθοδιάδοσης. Το δίκτυο του ΓΠ επιτύχανε υψηλότερες επιδόσεις με μειωμένες υπολογιστικές απαιτήσεις.

Οι **Harris και Buxton** (1996), χρησιμοποίησαν ΓΠ για την δημιουργία ανιχνευτών ακμών σε μονοδιάστατα σήματα και σε χαρακτηριστικά εικόνων. Ουσιαστικά μέσω την ανίχνευσης ακμών αναζητούνταν τυχόν ασυνέχειες σε σήματα και εικόνες. Η μέθοδος αυτή, για την οποία υπήρχε η πρόθεση να επεκταθεί στην ανάπτυξη πρακτικών ανιχνευτών ακμών, για χρήση σε επεξεργασία εικόνας και όρασης υπολογιστών, χρησιμοποιεί θεωρητικά μέτρα απόδοσης ως κριτήρια για το σχεδιασμό του πειράματος.

Ο **Poli** (1996), χρησιμοποίησε ΓΠ με στόχο να δημιουργήσει αποτελεσματικά φίλτρα εικόνων. Τα φίλτρα αυτά μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν είτε για την ενίσχυση και στην συνέχεια ανίχνευση χαρακτηριστικών ενδιαφέροντος σε εικόνες είτε για την κατασκευή αλγορίθμων κατάτμησης βασισμένους σε ταξινόμηση των *pixel* της εικόνας. Έγιναν πειράματα με ιατρικές εικόνες που απέδειξαν την αποτελεσματικότητα της προσέγγισης αυτής.

Οι **Stanhope και Daida** (1998), χρησιμοποίησαν τον ΓΠ σε δυο εργασίες. Η πρώτη είχε σκοπό την δημιουργία κανόνων για ταξινόμηση στόχων σε ένα σετ από εικόνες SAR και η δεύτερη την δημιουργία κανόνων για την αναγνώριση δεξαμενών σε ένα δεύτερο σετ από εικόνες SAR. Για την επίτευξη των στόχων των εργασιών καθορίστηκαν εκ των προτέρων σετ χαρακτηριστικών σε διάφορες εικόνες και εν συνεχεία χρησιμοποιήθηκε ΓΠ προκειμένου να επιλεγούν σχετικά χαρακτηριστικά και μέθοδοι ανάλυσης αυτών. Τα αποτελέσματα συγκριθήκαν στη συνέχεια με τα χαρακτηριστικά που είχαν επιλεγεί αρχικά ώστε να ερευνηθεί η αποτελεσματικότητα του ΓΠ.

Ο **Belpaeme** (1999), περιέγραψε τον τρόπο με τον οποίο οπτικοί ανιχνευτές χαρακτηριστικών (visual feature detectors) ξεκινώντας από απλά πρωτογενή αντικείμενα διαμορφώνονται σε χαρακτηριστικά υψηλότερου επιπέδου. Τα πρωτογενή αυτά αντικείμενα, μερικά από τα οποία είναι εμπνευσμένα από την οπτική επεξεργασία, συνδυάστηκαν με την χρήση ΓΠ ώστε να διαμορφωθεί μια ιεραρχική ροή προς τα εμπρός για την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Τα δεδομένα εκπαίδευσης για τους ανιχνευτές χαρακτηριστικών αποτελούνταν από μια σειρά πραγματικών εικόνων, που περιείχαν αντικείμενα ή πρόσωπα. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως κάθε ομάδα ανιχνευτών, αυτό - οργανωνόταν σε ένα σύνολο το οποίο ήταν σε θέση να επιστρέφει διανύσματα χαρακτηριστικών γνωρισμάτων για την διάκριση της εικόνας.

Οι **Howard et al.** (1999), μελέτησαν την αυτόματη ανίχνευση πλοίων σε χαμηλής ανάλυσης SAR εικόνες. Οι στόχοι του σχεδιασμού του ανιχνευτή ήταν να μεγιστοποιηθεί η ακρίβεια εντοπισμού σε πολλαπλές εικόνες, να ελαχιστοποιηθεί ο υπολογιστικός φόρτος κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας εικόνας και να ελαχιστοποιηθεί η προσπάθεια κατά το στάδιο του σχεδιασμού. Τα αποτελέσματα από μια εκτεταμένη αριθμητική μελέτη έδειξαν ότι με μια νέα προσέγγιση, με τη χρήση ΓΠ, αναπτύσσονται με επιτυχία ανιχνευτές, που πληρούν τους προηγούμενες στόχους. Κάθε ανιχνευτής αντιπροσωπεύει ένα αλγεβρικό τύπο και με τον τρόπο αυτό οι αρχές της ανίχνευσης μπορούν να ανακαλυφθούν και να επαναχρησιμοποιηθούν. Αυτό ήταν ένα σημαντικό πλεονέκτημα σε σχέση με τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης οι οποίες χρησιμοποιούσαν κυρίως πολύπλοκες παραστάσεις.

Οι **Zhang και Ciesielski** (1999), περιέγραψαν μια προσέγγιση χρήσης ΓΠ για προβλήματα ανίχνευσης αντικειμένων, στα οποία έπρεπε να εντοπιστούν οι θέσεις μικρών αντικειμένων πολλών κατηγοριών σε μεγάλες εικόνες. Το πρόγραμμα χρησιμοποιεί ένα σύνολο χαρακτηριστικών τα οποία υπολογίζονται από ένα τετραγωνικό πεδίο εισόδου αρκετά μεγάλο ώστε να περιέχει κάθε ένα από τα αντικείμενα ενδιαφέροντος και το οποίο διατρέχει τις εικόνες με μορφή ενός κινούμενου παραθύρου, με σκοπό να εντοπίσει τα αντικείμενα που αναζητούνται. Η συνάρτηση καταλληλότητας βασίζεται στο ποσοστό ανίχνευσης και στο ποσοστό λανθασμένων εντοπισμών. Η μέθοδος δοκιμάστηκε σε τρία προβλήματα ανίχνευσης με αυξανόμενη δυσκολία και με τέσσερις διαφορετικές κλάσεις αντικειμένων ενδιαφέροντος. Στις εικόνες εύκολης και μέτριας δυσκολίας όλα τα αντικείμενα εντοπίστηκαν ορθά. Στις εικόνες με μεγαλύτερη δυσκολία υπήρξε σημαντικός αριθμός σφαλμάτων, ωστόσο τα αποτελέσματα ήταν σημαντικά καλύτερα από εκείνα που προέκυψαν από ένα πρόγραμμα βασισμένο σε νευρωνικό δίκτυο με τα ίδια προβλήματα.

Οι **Bhanu και Lin** (2002), μελέτησαν τον τρόπο να ανακαλύπτουν σύνθετες πράξεις και χαρακτηριστικά τα οποία εξελίσσονται από συνδυασμούς πρωτογενών πράξεων επεξεργασίας εικόνων, με σκοπό την εξαγωγή περιοχών ενδιαφέροντος από τις εικόνες αυτές. Η εργασία αυτή βασίστηκε στον ΓΠ. Το κίνητρο για την χρησιμοποίηση του ΓΠ ήταν ότι μέσω αυτού επιτυγχάνονται παρά πολύ συνδυασμοί πρωταρχικών πράξεων συμβατικοί και μη, ενώ η ανθρώπινη εξειδίκευση περιορίζεται λόγω της εμπειρίας, γνώσης και χρόνου, γεγονός που οδηγεί σε περιορισμένο αριθμό συμβατικών συνδυασμών μόνο. Μέσω των πειραματικών αποτελεσμάτων απέδειξαν ότι ο ΓΠ μπορεί να εντοπίσει πολύ σωστές σύνθετες πράξεις, αποτελούμενες από πρωτογενείς πράξεις, μέσω των οποίων μπορούν να εξαχθούν αποτελεσματικά περιοχές ενδιαφέροντος σε παρόμοιες εικόνες με τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Οι **Jeon et al.** (2002), παρουσίασαν μια τεχνική για την ανίχνευση των δρόμων σε μια εικόνα ραντάρ συνθετικού διαφράγματος (SAR) με τη χρήση ΓΑ. Οι δρόμοι σε μια εικόνα SAR μπορούν να μοντελοποιηθούν ως καμπύλες γραμμές κάποιου πλάτους. Τα τμήματα της καμπύλης, τα οποία αντιπροσωπεύουν τις υποψήφιες θέσεις για τους δρόμους, εξάγονται από την εικόνα χρησιμοποιώντας μία καμπυλόγραμμη δομή ανίχνευσης, και οι δρόμοι ανιχνεύονται με ακρίβεια ομαδοποιώντας τα τμήματα αυτά. Για το σκοπό αυτό, σχεδίασαν μια μέθοδο ομαδοποίησης των τμημάτων αυτών βασισμένη στην χρήση ΓΑ. Συνδύασαν τους αντιληπτικούς παράγοντες ομαδοποίησης με την χρήση ΓΑ και προσπάθησαν να μειώσουν το συνολικό υπολογιστικό κόστος της με την εισαγωγή της έννοιας της αναπτυσσόμενης περιοχής. Στη διαδικασία αυτή, μια αρχικά επιλεγμένη αρχικοποίηση εξελίσσεται σε ένα ομαδοποιημένο τμήμα μέσα από την επαναληπτική διαδικασία του ΓΑ, το οποίο και εξετάζει τμήματα μόνο μέσα σε μια επιλεγμένη περιοχή αναζήτησης. Για τον εντοπισμό των δρόμων με μεγαλύτερη ακρίβεια, μετά την επεξεργασία, αφαιρούνται τυχόν υπάρχοντα θορυβώδη τμήματα καμπυλών. Η μέθοδος αυτή εφαρμόστηκε στις ERS-1 και SIR-C/X SAR εικόνες οι οποίες έχουν ανάλυση περίπου 30 μέτρα. Τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι η μέθοδος αυτή μπορεί να ανιχνεύσει με ακρίβεια το οδικό δίκτυο καθώς και μεμονωμένα τμήματα δρόμων.

Οι **Bhanu και Lin** (2004), δημοσίευσαν μια εργασία στην οποία χρησιμοποίησαν ΓΠ σε εικόνες SAR, IR και RGB. Στόχος τους ήταν να αυτοματοποιήσουν το σχεδιασμό ενός συστήματος ανίχνευσης αντικειμένων από εικόνες, με την αυτόματη σύνθεση αντικειμένων με διαδικασίες ανίχνευσης, χρησιμοποιώντας πρωτογενείς πράξεις και πρωτογενή χαρακτηριστικά. Λέγοντας πρωτογενείς πράξεις αναφέρονται είτε σε πράξεις μεταξύ δυο εικόνων όπως πρόσθεση αφαίρεση πολλαπλασιασμό κ.α. είτε σε πράξεις μέσα σε μια εικόνα όπως εφαρμογή μεγίστου, τυπικής απόκλισης, μέσου όρου, λογαρίθμου κ.α. σε ένα παράθυρο 3×3 ή 5×5 ή 7×7 . Επιπλέον με τον όρο πρωτογενή χαρακτηριστικά εννοούνται διάφορα πρωτογενή σχήματα όπως τετράγωνα ορθογώνια κύκλοι κ.α. Ουσιαστικά εφαρμόζοντας συνδυασμό πρωτογενών πράξεων στις αρχικές εικόνες και με την βοήθεια των πρωτογενών χαρακτηριστικών πραγματοποιείται σύνθεση αντικειμένων μέσω ΓΠ. Βασίστηκαν στο ότι πολλές βασικές πράξεις μπορούν να εφαρμοστούν σε εικόνες και οι τρόποι συνδυασμού αυτών των πράξεων είναι σχεδόν άπειροι. Επιπλέον ενώ η εξειδίκευση των ανθρώπων περιορίζεται από την εμπειρία τον χρόνο και την γνώση, με αποτέλεσμα να μπορούν να πραγματοποιήσουν ένα μικρό μόνο αριθμό συνδυασμών, οι ΓΑ, μπορούν να πραγματοποιήσουν τέτοιο πλήθος συνδυασμών, συμβατικών και μη, που ο άνθρωπος δεν μπορεί να φανταστεί καν. Μέσω των δοκιμών που έγιναν σε τμήματα των εικόνων, ώστε να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητα της εκπαίδευσης, παρατηρήθηκε ότι οι ΓΑ μπορούσαν να συνθέσουν αποτελεσματικά σύνθετες πράξεις από πρωτογενείς και πρωτογενή χαρακτηριστικά έτσι ώστε να επιτευχθεί ανίχνευση αντικειμένων σε εικόνες, ενώ οι σύνθετες πράξεις μπορούσαν στην συνέχεια να εφαρμοστούν σε ολόκληρη την εικόνα εκπαίδευσης και σε άλλες παρόμοιες εικόνες δοκιμής.

Οι **Tseng et al.** (2007), παρουσίασαν ένα σύστημα ταξινόμησης βασισμένο σε κανόνες το οποίο προέρχεται από μια βελτιωμένη προσέγγιση ενός γενετικού αλγορίθμου και έχει ως σκοπό την ταξινόμηση της εδαφοκάλυψης δορυφορικών εικόνων σε κατηγορίες γης. Η ταξινόμηση της εδαφοκάλυψης σε κατηγορίες, χρησιμοποιούσε μέχρι πρόσφατα στατιστικές μεθόδους όπως η μέθοδος της μέγιστης πιθανοφάνειας. Ωστόσο τα τελευταία χρόνια έχει υπάρξει πλήθος μελετών που χρησιμοποιούν τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης προκειμένου να πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση αυτή. Ένα μειονέκτημα της τεχνικής αυτής είναι η δυσκολία υλοποίησης των τελικών κανόνων ταξινόμησης από τον χρήστη. Ο

προτεινόμενος αλγόριθμος εφαρμόστηκε σε προβλήματα ταξινόμησης σε δυο διαφορετικά σύνολα εικόνων. Το πρώτο σύνολο εικόνων αφορούσε δορυφορικές εικόνες Landsat. Τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε δεκαπέντε διαφορετικές κατηγορίες εδάφους ενώ κάθε κατηγορία περιείχε έξι περίπου διαφορετικές περιπτώσεις. Μέσω του ΓΠ δημιουργήθηκε ένα σύνολο από δεκαπέντε κανόνες οι οποίοι δοκιμάστηκαν σε εβδομήντα πέντε περιπτώσεις, στις εβδομήντα τέσσερις από τις οποίες έδωσαν σωστά αποτελέσματα ταξινόμησης. Το δεύτερο σύνολο εικόνων αφορούσε εικόνες AVIRIS. Τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε έξι διαφορετικές κατηγορίες εδάφους. Μέσω του ΓΠ δημιουργήθηκε ένα σύνολο από έξι κανόνες ενώ μέσω της τετριμμένης μεθόδου δημιουργίας κανόνων ένα σύνολο από 11 κανόνες, προκειμένου να πραγματοποιηθεί σύγκριση των αποτελεσμάτων. Το ποσοστό επιτυχίας της ταξινόμησης μέσω του δείκτη PRA έφτασε το 75,1% για το σύνολο κανόνων του ΓΠ και το 70,7% για το δεύτερο σύνολο κανόνων.

Οι **Santos et al.** (2010), παρουσίασαν μια διαδραστική τεχνική για την ταξινόμηση εικόνων τηλεπισκόπησης. Οι χρήστες μπορούν να αλληλεπιδρούν με το σύστημα ταξινόμησης, επισημαίνοντας τις περιοχές ενδιαφέροντος και μη. Η ανατροφοδότηση αυτή των πληροφοριών συνδέεται με την εφαρμογή ΓΠ η οποία έχει ως στόχο την εκμάθηση των προτιμήσεων των χρηστών συνδυάζοντας περιγραφές των περιοχών της εικόνας οι οποίες και κωδικοποιούνται μέσω των φασματικών ιδιοτήτων και της υψής. Τα πειράματα έδειξαν ότι η προτεινόμενη μέθοδος είναι αποτελεσματική στην ταξινόμηση των εικόνων και υπερτερεί της παραδοσιακής μεθόδου MaxVer.

3. ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

Πολλά από τα προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης περιλαμβάνουν έναν μεγάλο αριθμό παραμέτρων σχεδίασης, οι οποίες μάλιστα συχνά αλληλεπιδρούν μεταξύ τους, καθώς και έναν χώρο λύσεων με ιδιαίτερως απρόβλεπτη μορφή και συμπεριφορά. Σε τέτοιες περιπτώσεις οι κλασσικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης κρίνονται ανεπαρκείς αφού είτε αναγκάζονται να ελέγξουν έναν υπερβολικά μεγάλο αριθμό πιθανών λύσεων είτε ενδέχεται να εγκλωβιστούν σε μία λύση η οποία απέχει κατά πολύ από τη βέλτιστη. Είναι απαραίτητη λοιπόν η εφαρμογή πιο εξελιγμένων και πολύπλοκων αλγορίθμων οι οποίοι θα επιτελούν μια πλήρη εξερεύνηση του χώρου λύσεων και θα συγκλίνουν προς μία αρκετά ικανοποιητική λύση. Οι ΓΑ είναι ένα τέτοιο είδος αλγορίθμων οι οποίοι χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο σε πλήθος εφαρμογών.

3.1 Γενικά

Η τυπική δομή των ΓΑ έχει περιγραφεί από τον Goldberg (1989). Γενικότερα τα τελευταία τριάντα χρόνια, έχει παρατηρηθεί ένα συνεχώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη συστημάτων επίλυσης προβλημάτων βασισμένων στις αρχές της Γενετικής Εξέλιξης και της Κληρονομικότητας. Η κεντρική ιδέα πίσω από τους γενετικούς αλγορίθμους είναι η μίμηση της βιολογικής διεργασίας της εξέλιξης. Σύμφωνα με τον κανόνα της φυσικής επιλογής, οι οργανισμοί που δε μπορούν να επιβιώσουν στο περιβάλλον τους πεθαίνουν, ενώ οι υπόλοιποι πολλαπλασιάζονται μέσω της αναπαραγωγής.

Τα μειονεκτήματα των κλασσικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης όπως μικρή αποδοτικότητα σε προβλήματα με πλήθος παραμέτρων, ύπαρξη περιορισμών σε πολλά προβλήματα, χρησιμοποίηση ενός μόνο σημείου του χώρου αναζήτησης κάθε φορά, χρησιμοποίηση πλήθους πληροφορίας και όχι ποιοτικής πληροφορίας, κ.α. καθώς και η συνεχώς αυξανόμενη ανάγκη για παραγωγή λογισμικού που να μπορεί να εκμεταλλεύεται πιο αποδοτικά τις τεράστιες δυνατότητες του υλικού υπολογιστών, ήταν η βασική αιτία που ώθησε τους επιστήμονες σ' αυτήν την αναζήτηση. Αυτού του είδους τα συστήματα λειτουργούν διατηρώντας ένα πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων και εφαρμόζοντας πάνω σε αυτές διάφορους γενετικούς τελεστές. Οι τελεστές αυτοί αντιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο αναπαράγονται και μεταλλάσσονται τα χρωμοσώματα των κυττάρων των ζωντανών οργανισμών. Έτσι, περνώντας από γενιά σε γενιά, τα συστήματα αυτά δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων χρησιμοποιώντας, στοιχεία τόσο από την προηγούμενη γενιά, όσο και εντελώς καινούρια τα οποία δοκιμάζονται για τυχόν καλή απόδοσή τους.

Επανελημμένες δοκιμές και πειράματα έχουν δείξει ότι μια “φυσική” αναπαράσταση των πιθανών λύσεων για ένα δεδομένο πρόβλημα, σε συνδυασμό με την εφαρμογή σε αυτή μιας οικογένειας γενετικών τελεστών, αποτελεί πολύ χρήσιμο εργαλείο στην προσπάθεια προσέγγισης των πραγματικών λύσεων σε μια πολύ μεγάλη ποικιλία προβλημάτων και εφαρμογών. Αυτό το γεγονός, μετατρέπει αυτή τη “φυσικού μοντέλου” προσέγγιση σε μια πολλά υποσχόμενη κατεύθυνση, όσον αφορά την επίλυση προβλημάτων γενικότερα.

3.2 Ιστορική Αναδρομή

Η πρώτη εμφάνιση των ΓΑ χρονολογείται στις αρχές του 1950, όταν διάφοροι βιολόγοι επιστήμονες αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν υπολογιστές στην προσπάθειά τους να προσομοιάσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη όμως, που οδήγησε στην μορφή με την οποία είναι γνωστοί και σήμερα, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον Holland και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan.

Ο αρχικός στόχος του Holland ήταν να κάνει μια αυστηρή εξήγηση των διαδικασιών προσαρμογής των φυσικών συστημάτων καθώς και να σχεδιάσει τεχνητά συστήματα λογισμικού που διατηρούν τους σημαντικούς μηχανισμούς των φυσικών συστημάτων.

Ο Bagley (1967) με την διδακτορική του διατριβή ουσιαστικά «βαφτίζει» τους γενετικούς αλγόριθμους.

Ο Rosenberg (1967) δημοσιεύει εργασία, στην οποία γίνεται λόγος για προσομοίωση πληθυσμών μονοκύτταρων οργανισμών σε υπολογιστικό περιβάλλον.

Ο Holland (1975) εκδίδει το βιβλίο "Προσαρμογή στα Φυσικά και Τεχνητά συστήματα", στο οποίο αναπτύσσει τις ιδέες και την θεωρία των ΓΑ. Το βιβλίο θεωρείται πλέον κλασικό για τον χώρο. Θίγονται θέματα όπως η θεωρία των σχημάτων, η βέλτιστη κατανομή των ευκαιριών, σχέδια αναπαραγωγής, γενετικές λειτουργίες, η ευρωστία των ΓΑ και πλήθος άλλα.

Ο De Jong (1975) με την εργασία που εκδίδει βοηθά την πειραματική αξιολόγηση των ΓΑ. Σύμφωνα με αυτήν, προτείνονται λειτουργίες που ελέγχουν έναν ΓΑ και την ικανότητά του να αντιμετωπίζει δύσκολα προβλήματα.

Ο Grefenstette (1980) δημιουργεί το GENESIS, ένα σύστημα ανάπτυξης ΓΑ υλοποιημένο στη γλώσσα προγραμματισμού C, που έχει βοηθήσει σημαντικά στη διάδοση του γενετικού προγραμματισμού καθώς έγινε διαθέσιμο στο ευρύ κοινό.

Το 1985 πραγματοποιείται το 1ο Διεθνές Συνέδριο των ΓΑ και των εφαρμογών τους. Μετά από αυτό ο χώρος των ΓΑ αποκτά ένα μεγάλο συνέδριο που πλέον λαμβάνει χώρα κάθε δύο χρόνια και αντικατοπτρίζει το μεγάλο οργασμό που παρατηρείται σε επίπεδο τόσο θεωρίας, όσο και εφαρμογών.

Πολυάριθμες εκδόσεις βιβλίων για ΓΑ, 1989-1999 όπως «Genetic Algorithms in Search, Optimization», and Machine Learning», «An introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers», «Adaptive Learning by Genetic Algorithms», «An Introduction to Genetic Algorithms» κ.α. . Άλλη μια ένδειξη της τεράστιας ανάπτυξης του χώρου και της αποδοχής της νέας τεχνολογίας.

Ανάπτυξη πακέτων λογισμικού για ΓΑ, 1990-1999. Πολλές εταιρίες δημιουργούν εμπορικά πακέτα που επιτρέπουν σε χρήστες να ενσωματώσουν στις εφαρμογές τους στοιχεία Γενετικού Προγραμματισμού (Genetic Programming). Ένα τέτοιο πακέτο είναι το EOS (Evolutionary Object System). Βασίζεται στη δημοφιλή γλώσσα αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού C++ και παρέχει μεγάλες δυνατότητες προσαρμογών και επεκτάσεων.

Από το 2000 έως και σήμερα έχουν δημιουργηθεί πλήθος εφαρμογών βασισμένες στους ΓΑ. Πολλές επιστημονικές δημοσιεύσεις τείνουν να επιλύσουν καθημερινά προβλήματα με την βοήθεια των ΓΑ Η ενσωμάτωση τους στην επίλυση καθημερινών προβλημάτων αποτελεί πλέον γεγονός.

3.3 Ορολογία Γενετικών Αλγορίθμων

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω οι ΓΑ έχουν προκύψει μέσα από τον χώρο της βιολογίας και της γενετικής οπότε και δανείζονται τις ονομασίες των διαφόρων στοιχείων τους από αυτό τον χώρο. Συγκεκριμένα λοιπόν (Λυκοθανάσης, 2001):

Γονίδια (Genes) και Χρωμοσώματα ή Άτομα (Individuals): Γονίδιο είναι μια πιθανή τιμή που μπορεί να λάβει μια μεταβλητή. Ένα χρωμόσωμα αποτελείται από γονίδια, δηλαδή από ένα σύνολο πιθανών τιμών που μπορεί να λάβουν οι μεταβλητές ενός προβλήματος. Ένα συγκεκριμένο χρωμόσωμα το οποίο είναι και μοναδικό μπορεί να αποκωδικοποιηθεί σε ένα σύνολο παραμέτρων που αναπαριστούν μία πιθανή λύση του προβλήματος. Το χρωμόσωμα μπορεί να είναι μια σειρά πραγματικών ή δυαδικών αριθμών ή ακόμα και συνδυασμοί αυτών των δυο.

Αρχικός Πληθυσμός (Initial Population): Είναι ο αριθμός των αρχικών χρωμοσωμάτων από τα οποία θα ξεκινήσει η διαδικασία αναζήτησης του ΓΑ. Όσο μεγαλύτερο είναι το πλήθος του αρχικού πληθυσμού τόσο πολυπλοκότερη γίνεται η επίλυση του προβλήματος αλλά με περισσότερες πιθανότητες εύρεσης της βέλτιστης λύσης και με λιγότερες πιθανότητες ο αλγόριθμος να θεωρήσει ένα τοπικό ελάχιστο ως το ολικό ελάχιστο δηλαδή να οδηγηθεί σε λανθασμένη λύση.

Πληθυσμοί (Population) και Γενεές (Generations) ΓΑ: Σε κάθε βήμα του αλγορίθμου, και με βάση τον αρχικό πληθυσμό δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός, ο οποίος αποτελεί και την επόμενη γενιά του αλγορίθμου. Στην εκάστοτε νέα γενιά γίνεται αναζήτηση για εντοπισμό του χρωμοσώματος που μπορεί να δώσει το βέλτιστο αποτέλεσμα. Η διαδικασία τερματίζεται είτε με κατώφλι ένα αριθμό γενεών είτε στο καλύτερο χρωμόσωμα είτε με διάφορα άλλα κριτήρια τα οποία θα αναφερθούν παρακάτω.

Γονείς (Parents) και Τέκνα (Children): Τα ζεύγη χρωμοσωμάτων που επιλέγονται σε κάθε γενιά ώστε να διασταυρωθούν μεταξύ τους και να παραγάγουν απογόνους ονομάζονται γονείς ενώ οι απόγονοι τέκνα. Τα τέκνα μπορούν να δημιουργηθούν είτε μέσω της διαδικασίας της διασταύρωσης είτε μέσω της μετάλλαξης.

Διασταύρωση (Crossover): Συνδυασμός δυο γονέων ώστε να προκύψει ένα νέο τέκνο. Η διασταύρωση παρουσιάζεται με μια πιθανότητα p_c να συμβεί και είναι δυνατό να πραγματοποιηθεί σε ένα ή περισσότερα σημεία των χρωμοσωμάτων - γονέων.

Μετάλλαξη (Mutation): Οι μεταλλάξεις είναι χαμηλής πιθανότητας p_m τυχαίες αλλαγές στα άτομα κάθε γενιάς ώστε να δημιουργηθούν τέκνα χωρίς διασταύρωση. Η μετάλλαξη παρέχει τη γενετική ποικιλομορφία και επιτρέπει στο γενετικό αλγόριθμο να ψάξει βέλτιστη λύση σε ένα ευρύτερο διάστημα.

Καταλληλότητα (Fitness): Το βασικότερο στοιχείο για την λειτουργία ενός ΓΑ. Η αποτελεσματικότητα του ΓΑ εξαρτάται από την σωστή και εύστοχη επιλογή της συνάρτησης καταλληλότητας ή αξιολόγησης. Συνήθως το πεδίο τιμών της παραπάνω συνάρτησης είναι από 0 έως 1, αναλόγως βέβαια και του προβλήματος, με την τιμή 1 να θεωρείται ότι έχει ευρεθεί το τέλειο χρωμόσωμα άρα και η βέλτιστη λύση ενώ η τιμή 0 ότι η λύση δεν έχει καμιά ευστοχία. Γενικότερα πάντως στα πακέτα που χρησιμοποιούν ΓΑ ελαχιστοποίηση της συνάρτησης αξιολόγησης συνεπάγεται βέλτιστη λύση του προβλήματος (π.χ. matlab).

3.4 Κύρια Χαρακτηριστικά ενός Γενετικού Αλγορίθμου

Οι ΓΑ όπως αναφέρθηκε ήδη, πλεονεκτούν στην λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους. Τα κυριότερα χαρακτηριστικά που επιδρούν στην υπεροχή τους αυτή, σύμφωνα με τον Goldberg (1989), είναι τα εξής:

1. *Οι ΓΑ κωδικοποιούν το σύνολο των τιμών που μπορούν να πάρουν οι μεταβλητές του προβλήματος και χρησιμοποιούν αυτή την κωδικοποίηση και όχι τις μεταβλητές καθαυτές για την επίλυση:* Συγκεκριμένα απαιτούν το σύνολο των φυσικών παραμέτρων της βελτιστοποίησης, να κωδικοποιηθεί σε συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους, κάνοντας χρήση ενός πεπερασμένου αλφαβήτου. Για παράδειγμα, αναφέρεται το εξής πρόβλημα βελτιστοποίησης: Έστω ένα μαύρο κουτί με πέντε δυαδικούς διακόπτες (on-off). Για κάθε συνδυασμό των διακοπών s παράγεται μία έξοδος $f(s)$. Ζητείται ο συνδυασμός των διακοπών που μεγιστοποιεί την έξοδο. Με τις παραδοσιακές μεθόδους, το μέγιστο θα εντοπιζόταν με "παίξιμο" των διακοπών πηγαίνοντας από συνδυασμό σε συνδυασμό με ψάξιμο στα τυφλά, καθ' ότι δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Σε ένα ΓΑ όμως, η πρώτη ενέργεια είναι η κωδικοποίηση των διακοπών ως συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους. Μια απλή κωδικοποίηση θα μπορούσε να γίνει θεωρώντας μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους πέντε, όπου η κάθε θέση αναπαριστά ένα διακόπτη. Το 0 αντιστοιχεί στη θέση off και το 1 στη θέση on. Δηλαδή, η συμβολοσειρά 11110 κωδικοποιεί το συνδυασμό κατά τον οποίο οι πρώτοι τέσσερις διακόπτες είναι on και ο τελευταίος off. Η κωδικοποίηση δεν είναι απαραίτητο να είναι πάντα δυαδική. Όπως θα φανεί και αργότερα, μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους, αρκετοί από τους οποίους ίσως και να μην είναι προφανείς. Το στοιχείο της κωδικοποίησης, όπως εξηγείται παρακάτω, είναι εκείνο που επιτρέπει στους ΓΑ να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων.

2. *Οι ΓΑ κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα:* Στις περισσότερες μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεκτικά από σημείο σε σημείο του πεδίου ορισμού του προβλήματος. Ωστόσο με τον τρόπο αυτό δημιουργούνται κίνδυνοι, ο κυριότερος από τους οποίους είναι να περιοριστεί η αναζήτηση σε μια περιοχή τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Οι ΓΑ εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων (σύνολο από συμβολοσειρές). Έτσι μπορούν να "ανεβαίνουν" πολλούς λόφους (hill climbing) την ίδια στιγμή, ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή. Επιστρέφοντας στο παράδειγμα με το μαύρο κουτί, οι κλασσικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Αντιθέτως, ένας ΓΑ αρχίζει το ψάξιμο του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούριους. Ένας αρχικός πληθυσμός θα μπορούσε να είναι, π.χ. 01101, 11000, 01000 και 10011. Έπειτα, "τρέχοντας" ο αλγόριθμος δημιουργεί νέους πληθυσμούς που σιγά σιγά συγκλίνουν προς την επιθυμητή λύση. Διαλέγοντας ένα πληθυσμό που να καλύπτει αντιπροσωπευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

3. *Οι ΓΑ χρησιμοποιούν μόνο την αντικειμενική συνάρτηση και καμία επιπρόσθετη πληροφορία:* Η αναζήτηση για την εύρεση των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων είναι κατά κάποιο τρόπο "τυφλή" καθώς αξιοποιεί μόνο όση πληροφορία περιέχεται στην αντικειμενική συνάρτηση πράγμα που της προσδίδει μεγάλη ευελιξία. Αντίθετα οι περισσότερες κοινές μέθοδοι αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες για τη συνάρτηση που επεξεργάζονται. Τέτοιου είδους πληροφορίες δεν προαπαιτούνται από τους ΓΑ. Έτσι όμως, προκύπτει το ερώτημα αν συμφέρει να αγνοούνται οι βοηθητικές πληροφορίες. Γι' αυτό ακριβώς το λόγο έχουν αναπτυχθεί μορφές ΓΑ που αξιοποιούν και τέτοιου είδους πληροφορίες, δηλαδή χρησιμοποιούν υπάρχουσα

γνώση που υπάρχει για την συγκεκριμένη συνάρτηση, την οποία και συνδυάζουν με την εφαρμογή ΓΑ. (Knowledge - Based Genetic Algorithms).

4. Οι ΓΑ χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες μετάβασης και όχι ντετερμινιστικούς: Η χρήση πιθανοθεωρητικών κανόνων μετάβασης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των ΓΑ, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Δε λαμβάνονται αποφάσεις στην τύχη. Το στοιχείο της τύχης χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα.

3.5 Βασικά Στοιχεία ενός Γενετικού Αλγορίθμου

Ένας αλγόριθμος πρέπει να έχει κάποια βασικά στοιχεία ώστε να θεωρείται γενετικός. Τα απαραίτητα συστατικά τα οποία τον συνδέουν με το προς επίλυση πρόβλημα, είναι η κωδικοποίηση των πιθανών λύσεων και η αντικειμενική συνάρτηση (Λυκοθανάσης, 2001).

Κωδικοποίηση (Coding): Κύριος στόχος της κωδικοποίησης είναι να αναπαριστά με ικανοποιητικό τρόπο τα επιμέρους χαρακτηριστικά των λύσεων, ώστε να διευκολύνει τις επόμενες λειτουργίες του αλγορίθμου (κυρίως την επιλογή). Η κωδικοποίηση που αφορά ένα σύνολο πιθανών λύσεων του προβλήματος πρέπει να γίνει με ένα μαθηματικό, φορμαλιστικό τρόπο, ώστε να είναι δυνατή η επεξεργασία από τον υπολογιστή. Εξάλλου, κωδικοποίηση υπάρχει και στο φυσικό μοντέλο (χρωμοσώματα) και μάλιστα όλες οι αλλαγές που παρατηρούνται στους οργανισμούς γίνονται πάνω στα κωδικοποιημένα χαρακτηριστικά των χρωμοσωμάτων.

Η κωδικοποίηση μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους αναλόγως και του προβλήματος. Η πιο απλή κωδικοποίηση είναι με δυαδικά ψηφία (bits). Στην περίπτωση αυτή κάθε λύση αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά (binary string) καθορισμένου μήκους. Πάντως, έχουν αναφερθεί ποικίλες μορφές κωδικοποιήσεων, που καθεμία εξαρτάται από το υπό εξέταση πρόβλημα. Δεν υπάρχει κάποια κωδικοποίηση η οποία να θεωρείται αποτελεσματική για κάθε είδους πρόβλημα, όπως επίσης είναι δυνατόν κάποιο πρόβλημα να επιδέχεται περισσότερες από μια κωδικοποιήσεις. Το σίγουρο είναι ότι η κωδικοποίηση είναι το κρίσιμο αρχικό βήμα στην εφαρμογή του ΓΑ και, αν δεν είναι προσεκτική, πιθανότατα θα αποβεί μοιραία για την επιτυχία του. Η καταλληλότητα της κωδικοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση που αισθάνεται για το συγκεκριμένο πρόβλημα ο σχεδιαστής αλλά και από την πείρα του η οποία έχει προκύψει από την ενασχόληση με παρόμοια προβλήματα. Συμβαίνει μερικές φορές, μάλιστα, προφανείς τρόποι κωδικοποίησης να μην είναι αρκετά αποτελεσματικοί. Σκεπτόμενος λοιπόν κάποιος όλα τα παραπάνω μπορεί να προβεί στην κρίσιμη ερώτηση για το ποιοι είναι οι παράγοντες εκείνοι οι οποίοι καθορίζουν το είδος της κωδικοποίησης που πρέπει να επιλεγεί για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Όμως ξεκάθαρη απάντηση δεν μπορεί να δοθεί η οποία να καλύπτει κάθε δυνατή περίπτωση. Μερικές γενικού τύπου συμβουλές θα φανούν στην παραπέρα ανάπτυξη του θέματος, με τη βοήθεια παραδειγμάτων.

Ένα παράδειγμα το οποίο μπορεί να ξεκαθαρίσει περαιτέρω της έννοια της κωδικοποίησης είναι το εξής:

Έστω η συνάρτηση $f(x) = x^3$, $x \in [0, 63]$ και x : ακέραιος. Ζητείται το μέγιστο της συνάρτησης στο πεδίο ορισμού της. Για να λυθεί το πρόβλημα από ένα ΓΑ πρέπει να επινοηθεί ένας τρόπος κωδικοποίησης των πιθανών λύσεων. Ο πιο προφανής και τελικά, όπως θα αποδειχθεί, πιο αποτελεσματικός τρόπος κωδικοποίησης είναι να αναπαρασταθεί η κάθε λύση με μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους 6, που αριθμητικά θα

ισοδυναμεί με την αντίστοιχη δεκαδική τιμή της λύσης. Έτσι καλύπτεται όλο το πεδίο ορισμού $[0,63]$ από τις 64 δυνατές συμβολοσειρές (000000 - 111111) αυτού του είδους. Π.χ. η συμβολοσειρά 001001 αντιστοιχεί, κατά τα γνωστά, στην τιμή 9 του δεκαδικού συστήματος. Συνήθως, σε προβλήματα βελτιστοποίησης μαθηματικών συναρτήσεων, η δυαδική είναι η πιο βολική και αποδοτική κωδικοποίηση.

Αντικειμενική Συνάρτηση (Fitness Function): Το επόμενο ουσιαστικό στοιχείο για τον ΓΑ σε σχέση με το πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπίσει, είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αποτέλεσμα της συνάρτησης αυτής είναι μια τιμή, ανάλογη του πόσο καλά λύνεται το πρόβλημα, για κάθε αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά που λαμβάνει. Η τιμή αυτή αποτελεί και τον καθοριστικό παράγοντα επιβίωσης και πολλαπλασιασμού ή όχι του ατόμου. Η αντικειμενική συνάρτηση παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος στο τεχνητό μοντέλο. Ουσιαστικά, είναι η μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Όσο πιο εύκολα υπολογίσιμη είναι η συνάρτηση αυτή τόσο πιο γρήγορα εκτελείται ο αλγόριθμος.

Για παράδειγμα, αν εξετάσουμε και πάλι την συνάρτηση $f(x) = x^2$, $x \in [0, 63]$, είναι κατανοητό ότι η αντικειμενική συνάρτηση είναι η ίδια η f , η μεγιστοποίηση της οποίας αποτελεί το ζητούμενο. Έτσι, σε κάθε λύση, δηλαδή σε κάθε πιθανή τιμή της μεταβλητής x , αντιστοιχεί μια *τιμή ικανότητας* ή *απόδοσης* (*fitness* ή *score*), μια τιμή που αξιολογεί το πόσο καλή είναι η λύση για τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης και που, για αυτή την περίπτωση είναι η αυτή συνάρτηση.

Με τον καθορισμό της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης, πλέον, ορίζεται το πρόβλημα και ολοκληρώνεται το πρώτο στάδιο εφαρμογής ενός ΓΑ. Αξίζει να σημειωθεί η *αυτονομία* και *ανεξαρτησία* αυτού του σταδίου από τα επόμενα μέρη. Οι λειτουργίες που ακολουθούν από εδώ και πέρα δεν εξαρτώνται από το πώς γίνεται η αναπαράσταση των ατόμων στο τεχνητό περιβάλλον και με ποιο τρόπο αξιολογούνται οι ικανότητές τους. Αυτό είναι σπουδαίο χαρακτηριστικό, διότι επιτρέπει την διαπραγμάτευση πολλών προβλημάτων με μια απλή αλλαγή στην αντικειμενική συνάρτηση, ίσως και στην κωδικοποίηση. Η φάση ορισμού της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης υπάρχουν πάντα σε κάθε ΓΑ, ανεξαρτήτως του προβλήματος.

Ακολουθεί η ανάλυση των γενετικών διαδικασιών που λαμβάνουν χώρα κατά την υλοποίηση ενός ΓΑ, μετά το πέρας των δυο προηγούμενων βημάτων. Σε αυτές τις διαδικασίες εκτελείται ο κύριος όγκος της εργασίας και παράγεται το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης.

Αρχικοποίηση (Initialization): Στο βήμα αυτό επιλέγεται το πλήθος και οι τιμές του αρχικού πληθυσμού, πάνω στον οποίο θα λάβουν χώρα οι λειτουργίες του ΓΑ. Το μέγεθος του πληθυσμού αυτού ορίζεται από τον χρήστη, είναι φυσικά μικρότερο από το δυνατό πλήθος τιμών της συνάρτησης του προβλήματος, ενώ η τιμή του κάθε χρωμοσώματος επιλέγεται με τυχαίο τρόπο ανάμεσα σε όλες τις δυνατές τιμές των μεταβλητών του προβλήματος. Σε μερικές υλοποιήσεις, η επιλογή των αρχικών σημείων γίνεται με ευρετικές μεθόδους, δίνοντας εξ αρχής ένα πλεονέκτημα στην αναζήτηση. Έστω ότι επιλέγεται στο παραπάνω πρόβλημα ($f(x) = x^2$, $x \in [0, 63]$), αρχικός πληθυσμός 8 ατόμων. Το κάθε άτομο θα έχει μήκος 6 δυαδικών ψηφίων, άρα πρέπει να επιλεχτούν τυχαία 48 δυαδικά ψηφία τα οποία μπορεί να προκύψουν από 48 διαδοχικές ρίψεις ενός τίμιου νομίσματος. Ένα πιθανό σενάριο θα μπορούσε να βγάλει τις συμβολοσειρές 011011, 111000, 011000, 000000, 100000, 100001, 101010 και 110011. Αφού προκύψει

η πρώτη γενιά, ο ΓΑ εισέρχεται στο επαναληπτικό μέρος του. Ο πληθυσμός αυτός πρέπει στην συνέχεια να αξιολογηθεί, δηλαδή να μετρηθεί η ικανότητα επιβίωσης του κάθε ατόμου χωριστά.

Αποκωδικοποίηση (Decoding): Προκειμένου να μπορέσει ο εκάστοτε πληθυσμός είτε της πρώτης είτε οποιασδήποτε γενιάς να αξιολογηθεί πρέπει πρώτα να γίνει η αποκωδικοποίηση του. Ο παραλληλισμός με το φυσικό μοντέλο, ίσως βοηθά στην κατανόηση αυτής της διαδικασίας: Στη φύση τα χρωμοσώματα ενός οργανισμού έχουν στα γονίδια τους κωδικοποιημένα τα χαρακτηριστικά τους. Το σύνολο αυτής της κωδικοποιημένης γενετικής πληροφορίας ονομάζεται, γονότυπος. Ο γονότυπος δεν είναι αντιληπτός με τις φυσικές αισθήσεις των έμβιων όντων. Αντίθετα, αντιληπτή γίνεται η αλληλεπίδραση του με το περιβάλλον, που έχει ως αποτέλεσμα την ορατή εμφάνιση των χαρακτηριστικών αυτών. Ανάλογος είναι ο ρόλος της αποκωδικοποίησης στο τεχνητό μοντέλο. Εδώ το ρόλο του γονότυπου παίζει η δομή της συμβολοσειράς με τα δυαδικά ψηφία ως αντίστοιχα των γονιδίων π.χ. 110001. Ο φαινότυπος αναφέρεται στην παρατηρήσιμη εμφάνιση μιας συμβολοσειράς, στο πώς φαίνεται στο περιβάλλον της. Περιβάλλον, όμως, θεωρείται η αντικειμενική συνάρτηση, άρα ο φαινότυπος μιας συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην αποκωδικοποιημένη τιμή της δηλαδή $49 = 1 \cdot 2^5 + 1 \cdot 2^4 + 1 \cdot 2^0$, που ανήκει στο σύνολο ορισμού της αντικειμενικής συνάρτησης.

Υπολογισμός Ικανότητας ή Αξιολόγησης (Fitness Value): Εφόσον λοιπόν πραγματοποιηθεί η αποκωδικοποίηση, τότε υπολογίζεται για κάθε αποκωδικοποιημένο άτομο η ικανότητα του για επιβίωση. Στη φύση οι ικανότητες των ατόμων δεν είναι προσδιορίσιμες με αυστηρό τρόπο. Είναι, όμως, καθορισμένες από το γενετικό υλικό των χρωμοσωμάτων τους. Εύκολα, πάντως, θα μπορούσε κανείς να ισχυριστεί, π.χ. για τα ζώα ότι μεγαλύτερη τύχη για επιβίωση έχουν όσα μπορούν να ξεφεύγουν από αρπαγές, να αντέχουν σε αρρώστιες και γενικά να αντιπαρέρχονται τις όποιες αντιξοότητες παρουσιάζονται κατά τη διάρκεια της ζωής τους. Συνεπώς, ο υπολογισμός της ικανότητας είναι θεμελιώδης λειτουργία για το ΓΑ. Η εφαρμογή της είναι πολύ απλή ιδίως για απλά προβλήματα όπου για κάθε αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά του τρέχοντος πληθυσμού υπολογίζεται η απόδοσή της από την ήδη γνωστή αντικειμενική συνάρτηση. Σε πιο σύνθετα προβλήματα, ο υπολογισμός ικανότητας μπορεί να ισοδυναμεί με την εκτέλεση μιας εργαστηριακής προσομοίωσης.

Αναπαραγωγή (Creating Next Generation): Η διαδικασία αυτή αποτελεί την σημαντικότερη λειτουργία του ΓΑ. Η δομή της είναι σύνθετη και αποτελείται από την διασταύρωση και μετάλλαξη. Για να πραγματοποιηθούν όμως αυτές πρέπει προηγουμένως να έχει γίνει η επιλογή των ατόμων που θα αποτελέσουν τους γονείς, ώστε να δημιουργηθεί, με βάση αυτά, η επόμενη γενιά.

➤ **Επιλογή (Selection):** Με την επιλογή, βρίσκει εφαρμογή στα πλαίσια του αλγορίθμου, ο νόμος της επιβίωσης του ικανότερου. Ουσιαστικά επιλέγονται τα άτομα τα οποία θα λάβουν μέρος στην αναπαραγωγή και θα κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά μέρος ή το σύνολο των χαρακτηριστικών τους. Στόχος της λειτουργίας της επιλογής είναι να επιτρέπει εκθετική αύξηση των ικανότερων ατόμων και τελικά, μετά από αναπαραγωγή αρκετών γενεών, την επικράτησή τους. ΓΑ χωρίς επιλογή στην αναπαραγωγική του διαδικασία ισοδυναμεί με τυχαίο ψάξιμο. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές επιλογής κάθε μια από τις οποίες για να μπορεί να κριθεί θετικά, οφείλει να δίνει με κάποιο τρόπο, μεγαλύτερες πιθανότητες αναπαραγωγής σε άτομα που αξιολογούνται μέσα στο τεχνητό περιβάλλον ως τα πιο ικανά. Ο τελεστής

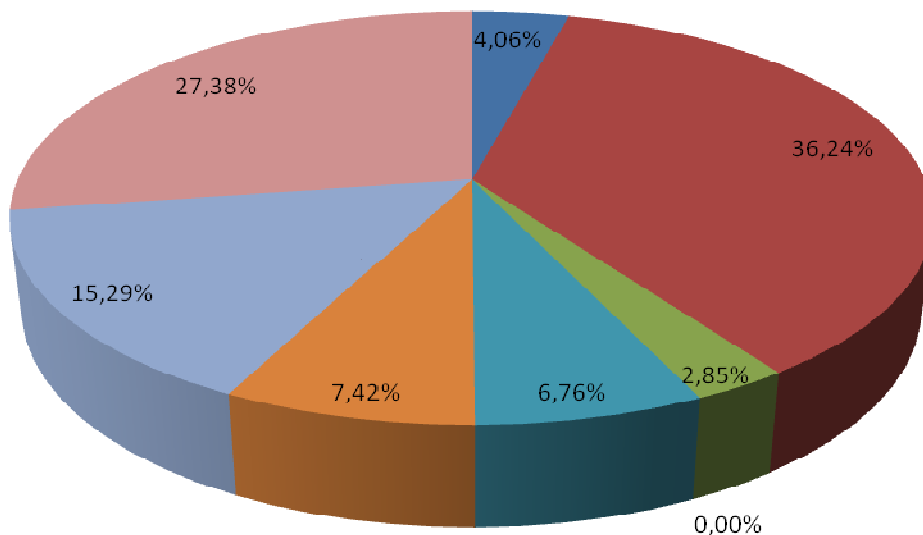
αναπαραγωγής μπορεί να εκφραστεί σε αλγοριθμική βάση, με πολλούς τρόπους. Ο ευκολότερος από αυτούς θα μπορούσε να χαρακτηριστεί η έκφραση μέσω μιας εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε συμβολοσειρά ενός πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας, σε αναλογία με την απόδοσή της.

Προκειμένου να εξηγηθεί περισσότερο η χρήση της εξαναγκασμένης ρουλέτας θεωρείται ο πληθυσμός των 8 ατόμων που δημιουργήθηκε στο προγενέστερο παράδειγμα 011011, 111000, 011000, 000000, 100000, 100001, 101010 και 110011. Υπολογίζεται η απόδοση κάθε ατόμου με βάση την συνάρτηση αξιολόγησης, και σε ποσοστό οπότε προκύπτουν τα εξής:

A/A	Συμβολοσειρά	Αποκωδικο-ποίηση	Απόδοση ($f(x) = x^3$)	Απόδοση %	Συσσωρευμένη πιθανότητα
1	011011	27	19683	4,06	0,0406
2	111000	56	175616	36,24	0,4030
3	011000	24	13824	2,85	0,4316
4	000000	0	0	0	0,4316
5	100000	32	32768	6,76	0,4992
6	100001	33	35937	7,42	0,5734
7	101010	42	74088	15,29	0,7262
8	110011	51	132651	27,38	1,0000
Σύνολο			484567	100	

Πίνακας 3.1 - Υπολογισμός απόδοσης για τον αρχικό πληθυσμό

Η παραπάνω αντιστοιχία στην εξαναγκασμένη ρουλέτα έχει ως εξής:



Εικόνα 3.1- Σχηματική αναπαράσταση εξαναγκασμένης ρουλέτας

Τώρα είναι η ώρα να περιστραφεί η ρουλέτα 8 φορές έτσι ώστε σε κάθε περιστροφή να επιλέγεται και ένα άτομο για το νέο πληθυσμό, ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί στην διαδικασία της αναπαραγωγής. Έστω ότι έχει παραχθεί η εξής ακολουθία 8 τυχαίων αριθμών στο διάστημα [0,1]:

0.5663, 0.2358, 0.3569, 0.8597, 0.1234, 0.4212, 0.7187, 0.4567.

Για κάθε ένα από αυτούς τους αριθμούς εξετάζεται σε ποιο διάστημα της συσσωρευμένης πιθανότητας βρίσκεται και επιλέγεται το άτομο που ανήκει στο δεξιό άκρο του διαστήματος να περάσει στον νέο πληθυσμό. Άρα τα άτομα που θα περάσουν είναι τα 6, 2, 2, 8, 2, 3, 7 και 5. Παρατηρείται ότι το άτομο 4 με μηδενική απόδοση δεν συνεχίζει στον νέο πληθυσμό, όπως και το 1. Για κάθε άτομο που επιλέγεται δημιουργείται ένα ακριβές αντίγραφο και το σύνολο των αντιγράφων αποτελούν τον δοκιμαστικό πληθυσμό πάνω στον οποίο θα εφαρμοστούν οι παρακάτω γενετικές διαδικασίες.

Κατά τη διαδικασία της επιλογής ένα απευκταίο, αλλά όχι απίθανο ενδεχόμενο είναι να μην επιλεγεί το ικανότερο άτομο του πληθυσμού. Προκειμένου να αποφευχθεί κάτι τέτοιο εφαρμόζεται μια τεχνική που ονομάζεται *ελιτισμός* (elitism). Με τον ελιτισμό αντιγράφεται “χαριστικά” το ικανότερο άτομο στην επόμενη γενιά, προτού καν αρχίσει η επιλογή και εξασφαλίζεται έτσι η επιβίωσή του.

Η τεχνική του ελιτισμού ενέχει τον κίνδυνο της γρήγορης κυριαρχίας του πληθυσμού από ένα άτομο, το οποίο να μην έχει συνήθως μεγάλη ικανότητα, αλλά δεν αποτελεί προϊόν εξαντλητικού ψαξίματος και αποδοτικής εργασίας του αλγορίθμου και τις περισσότερες φορές δεν είναι το βέλτιστο σημείο του χώρου αναζήτησης. Γι' αυτόν ακριβώς το λόγο, και σύμφωνα με τη διδακτορική εργασία του De Jong (1975), ο ελιτισμός είναι προτιμότερο να εφαρμόζεται σε περιπτώσεις τοπικής αναζήτησης, όπου όντως μπορεί να βελτιώσει αξιοσημείωτα την απόδοση.

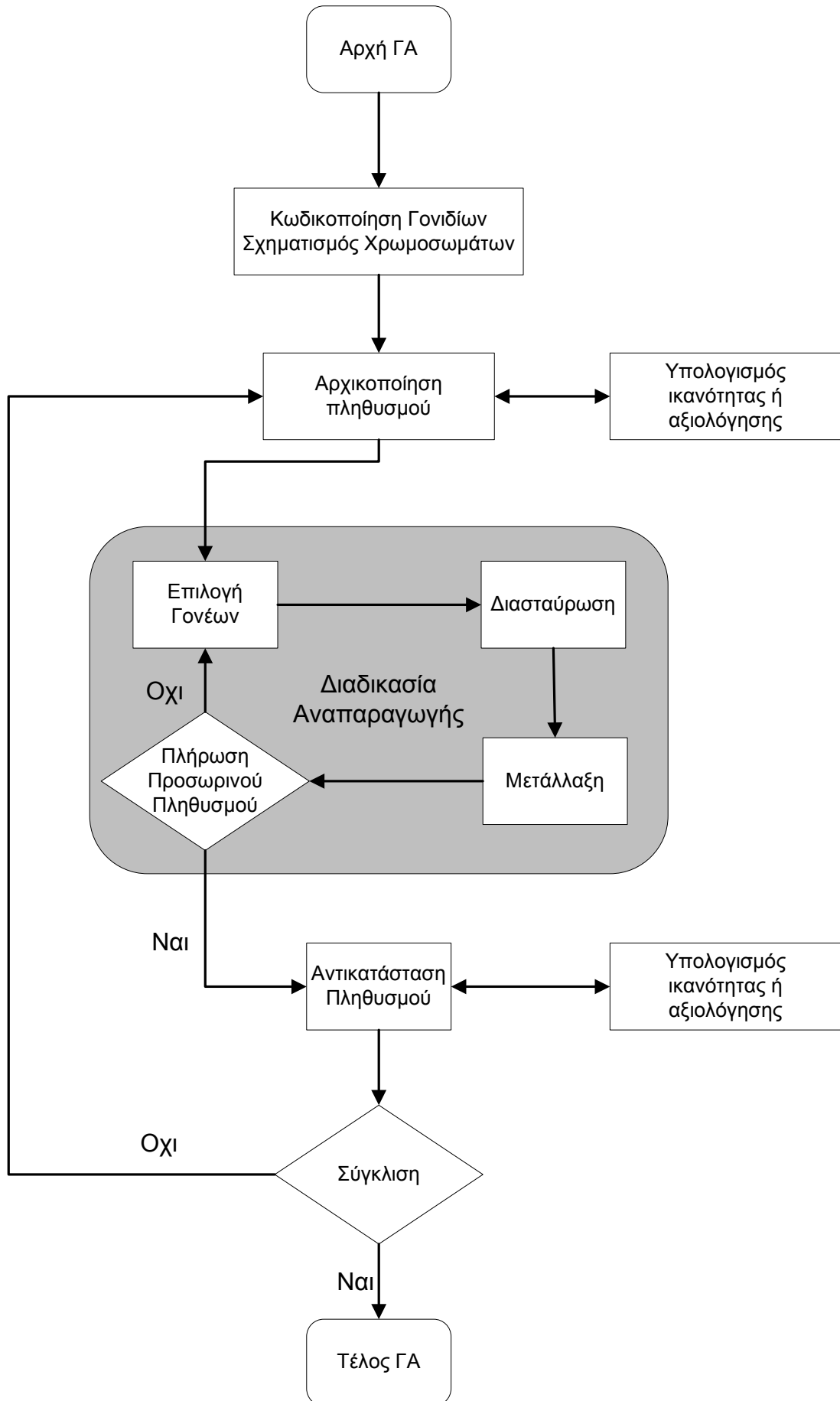
- **Διασταύρωση (Crossover):** Ο προσωρινός πληθυσμός που προέκυψε από τη προηγούμενη διαδικασία πρέπει να περάσει από τη διαδικασία ζευγαρώματος για να πραγματοποιηθεί ένα είδος γονιμοποίησης, όπως συμβαίνει και στη φύση. Η νέα, λοιπόν, ομάδα ατόμων που προέκυψε από την επιλογή σχηματίζει με τυχαίο τρόπο ομάδες των δύο. Το ποιος θα ζευγαρώσει με ποιον, από τα άτομα του προσωρινού πληθυσμού, ίσως να επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου. Όμως δεν έχει εντοπιστεί προς το παρόν βέλτιστος τρόπος ζευγαρώματος και σε όλες τις εφαρμογές το ζευγάρι γίνεται με τυχαίο τρόπο. Σε κάθε ομάδα, τα δύο μέλη παίρνουν μέρος σε μια απλή λειτουργία ανταλλαγής γενετικού υλικού που ονομάζεται διασταύρωση. Η διασταύρωση είναι μια απαραίτητη λειτουργία που συμβάλει αποφασιστικά στην επίδοση ενός ΓΑ. Εξ αιτίας αυτής της σπουδαιότητας, έχει γίνει αρκετή έρευνα και έχουν επινοηθεί πολλοί τρόποι υλοποίησης του. Μερικοί μπορούν να εφαρμοστούν σε κάθε τύπο προβλήματος, ενώ άλλοι είναι πιο κατάλληλοι και εξειδικευμένοι για ειδικές περιπτώσεις. Στόχος της διασταύρωσης είναι η νέα γενιά που θα προκύψει μετά την εφαρμογή της να περιλαμβάνει άτομα που θα διαφέρουν από τους γονείς τους και θα φέρουν συνδυασμό των καλύτερων χαρακτηριστικών τους. Ερευνητές που ασχολούνται χρόνια με τους ΓΑ υποστηρίζουν ότι, αν αφαιρεθεί η διασταύρωση από έναν ΓΑ, τότε μειώνεται σημαντικά η απόδοσή του, αλλά αυτή δεν είναι μια άποψη με καθολική αποδοχή (Michalewicz, 1992).

Ένα ενδεικτικό της χρησιμότητας της διασταύρωσης είναι η ανακατεύθυνση του ψαξίματος σε νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης οι οποίες δεν έχουν διερευνηθεί ξανά. Έτσι διευρύνεται το πεδίο δράσης του αλγορίθμου και αυξάνουν οι πιθανότητες επιτυχίας του. Επίσης, τα νέα άτομα περιλαμβάνουν συνδυασμούς χαρακτηριστικών των γονέων τους και με αυτό τον τρόπο μπορούν να προκύψουν επιτυχημένοι συνδυασμοί υψηλής ικανότητας. Υπάρχει, βέβαια, το ενδεχόμενο η διασταύρωση να δώσει χειρότερα παιδιά από τους γονείς, αλλά αυτά δεν θα έχουν μεγάλη πιθανότητα πολλαπλασιασμού στον επόμενο αναπαραγωγικό κύκλο, λόγω μικρής απόδοσης. Στην πράξη, η διασταύρωση χρησιμοποιείται με παραμετροποιημένη μορφή, δηλαδή λαμβάνει χώρα με πιθανότητα, την λεγόμενη *πιθανότητα διασταύρωσης (crossover probability)* p_c , που καθορίζεται από το σχεδιαστή του ΓΑ. Συνήθως, αυτή η πιθανότητα ποικίλει από πρόβλημα σε πρόβλημα, ενώ είναι δυνατό και να αλλάζει κατά τον χρόνο τρεξίματος. Επίσης, πρέπει να αναφερθεί ότι η τιμή αυτής της πιθανότητας επηρεάζει το χρόνο τρεξίματος του αλγορίθμου, δηλαδή τη σύγκλισή του. Η τιμή $p_c=1$, σημαίνει συνεχή εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης, άρα το ψάξιμο γίνεται με μικρό βήμα. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα η αναζήτηση να γίνει σε όλο το χώρο, άρα ο αλγόριθμος θα συγκλίνει στο βέλτιστο, αλλά πολύ αργά. Αντίθετα, χρησιμοποιώντας μικρές τιμές της p_c έχει σαν αποτέλεσμα το ψάξιμο να κάνει άλματα, άρα ο αλγόριθμος είναι πιθανόν να συγκλίνει πιο γρήγορα. Χρησιμοποιώντας μεγάλο βήμα, υπάρχει ο κίνδυνος, ο αλγόριθμος να ξεπεράσει το βέλτιστο και έτσι να αποκλίνει. Έτσι, επιλέγουμε συνήθως μεγάλο βήμα στην αρχή του ψαξίματος, και στη συνέχεια, όταν ο αλγόριθμος προσεγγίσει την τιμή του βέλτιστου, χρησιμοποιούμε μικρό βήμα αναζήτησης. Με αυτό τον τρόπο, μπορούμε να αυξήσουμε την ταχύτητα αναζήτησης, χωρίς να κινδυνεύουμε να αποκλίνει ο αλγόριθμος.

- **Μετάλλαξη (Mutation):** Μετά την διαδικασία της διασταύρωσης ακολουθεί η μετάλλαξη. Αν και είναι λιγότερη σημαντική, ωστόσο κρίνεται ως χρήσιμη. Είναι μια λειτουργία που όταν συμβαίνει αραιά στη φύση δρα βελτιωτικά για τους οργανισμούς και γενικά για την εξέλιξη της ζωής. Ανάλογος είναι ο ρόλος της και στα τεχνικά περιβάλλοντα. Η λειτουργία της είναι απλή: Ενεργεί σε ένα μόνο οργανισμό κάθε φορά. Καθώς αντιγράφονται δυαδικά ψηφία από τον γονέα στον απόγονο, επιλέγεται τυχαία με μικρή πιθανότητα, τη λεγόμενη *πιθανότητα μετάλλαξης (mutation probability)* p_m , ένα ψηφίο και αντιστρέφεται (από 0 σε 1 ή το αντίστροφο), στην περίπτωση δυαδικής κωδικοποίησης. Αν έχει υπάρξει κάποιο άλλο είδος κωδικοποίησης, τότε η διαδικασία της μετάλλαξης μπορεί να εφαρμοστεί με την εύρεση π.χ. του συμπληρώματος ως προς το αριθμητικό σύστημα (δεκαδικό ή δεκαεξαδικό κ.ο.κ) της κωδικοποίησης, του ψηφίου που επιλέχτηκε με βάση τη πιθανότητα μετάλλαξης. Είναι πολύ σημαντικό η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί η μετάλλαξη να είναι αρκετά μικρή (περίπου μία μετάλλαξη σε κάθε χίλια ψηφία που αντιγράφονται), γιατί σε αντίθετη περίπτωση ο ΓΑ εκφυλίζεται σε τυχαίο ψάξιμο.

Αν και υπάρχει κάποια σύγχυση για το ρόλο της μετάλλαξης, τόσο φυσικής όσο και τεχνητής, το σίγουρο είναι πως είναι απαραίτητη. Η μετάλλαξη λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα για τις περιπτώσεις, κατά τις οποίες η επιλογή και η διασταύρωση, ενδεχομένως, χάσουν κάποιες πολύτιμες γενετικές πληροφορίες. Όταν συμβαίνει, επιφέρει ποικιλία στον πληθυσμό, ανακατευθύνει την αναζήτηση και εξασφαλίζει ότι κανένα σημείο του χώρου αναζήτησης δεν μπορεί να αποκλειστεί εντελώς από τη διαδικασία του ψαξίματος (Λυκοθανάσης, 2001).

Προκειμένου να συνοψίσουμε όλα όσα αναφέρθηκαν σε αυτή την παράγραφο παρουσιάζεται το παρακάτω διάγραμμα ροής για την λειτουργία ενός ΓΑ:



Εικόνα 3.2 - Διάγραμμα ροής της εφαρμογής του ΓΑ

3.6 Πλεονεκτήματα Γενετικών Αλγορίθμων

Η χρήση των ΓΑ σε διάφορες εφαρμογές είναι ελκυστική για αρκετούς λόγους (Λυκοθανάσης, 2001). Οι κυριότεροι, ίσως, είναι οι εξής :

1. *Μπορούν να λύσουν δύσκολα προβλήματα γρήγορα και αξιόπιστα:* Ένας από τους σημαντικούς λόγους χρήσης των ΓΑ είναι η μεγάλη τους αποδοτικότητα. Τόσο η θεωρία, όσο και η πράξη έχουν δείξει ότι προβλήματα που έχουν πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες, λύσεις μπορούν να αντιμετωπιστούν καλύτερα από ΓΑ. Είναι δε αξιοσημείωτο ότι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις και καθιστούν ανεπαρκείς άλλες μεθόδους στην εύρεση των ακρότατων τους, για τους ΓΑ αυτές οι διακυμάνσεις δεν αποτελούν σημεία δυσχέρειας.
2. *Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τα υπάρχοντα μοντέλα και συστήματα:* Οι ΓΑ προσφέρουν το σημαντικό πλεονέκτημα της χρήσης τους με προσθετικό τρόπο στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται σήμερα, μη απαιτώντας την επανασχεδίαση τους. Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τον υπάρχοντα κώδικα, αποτελώντας ένα επιπλέον τμήμα του. Χρησιμοποιούν μόνο πληροφορίες της διαδικασίας ή συνάρτησης που πρόκειται να βελτιστοποιήσουν, δίχως να ενδιαφέρει άμεσα ο ρόλος της μέσα στο σύστημα ή η όλη δομή του συστήματος.
3. *Είναι εύκολα επεκτάσιμοι και εξελίξιμοι:* Οι ΓΑ δεν αντιστέκονται σε αλλαγές, επεκτάσεις και μετεξελίξεις, ανάλογα με την κρίση του σχεδιαστή. Σε πολλές εφαρμογές, έχουν αναφερθεί λειτουργίες των ΓΑ, που δεν είναι αντιγραμμένες από τη φύση ή που έχουν υποστεί σημαντικές αλλαγές, πάντα προς όφελος της απόδοσης. Παραλλαγές στο βασικό σχήμα δεν είναι απλά ανεκτές, αλλά σε ορισμένες περιπτώσεις επιβάλλονται.
4. *Μπορούν να συμμετέχουν σε υβριδικές μορφές με άλλες μεθόδους:* Αν και η ισχύς των ΓΑ είναι μεγάλη, σε μερικές ειδικές περιπτώσεις προβλημάτων, όπου άλλες μέθοδοι συμβαίνει να έχουν πολύ υψηλή αποδοτικότητα, λόγω εξειδίκευσης, υπάρχει η δυνατότητα χρησιμοποίησης ενός υβριδικού σχήματος ΓΑ με άλλη μέθοδο. Αυτό είναι αποτέλεσμα της μεγάλης ευελιξίας των ΓΑ.
5. *Εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο:* Το χαρακτηριστικό, που τους εξασφαλίζει αυτό το πλεονέκτημα, είναι η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων που καθορίζουν την επιλογή μέσα στο τεχνικό περιβάλλον. Έτσι, ΓΑ μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην επίλυση μαθηματικών εξισώσεων, στην εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων και σε πολλούς άλλους τομείς.
6. *Δεν απαιτούν περιορισμούς στις συναρτήσεις που επεξεργάζονται:* Ο κύριος λόγος που καθιστά τις παραδοσιακές μεθόδους δύσκαμπτες και ακατάλληλες για πολλά προβλήματα είναι η απαίτησή τους για ύπαρξη περιορισμών, όπως ύπαρξη παραγώγων, συνέχεια, όχι “θορυβώδεις” συναρτήσεις κτλ. Τέτοιου είδους ιδιότητες είναι αδιάφορες για τους ΓΑ πράγμα που τους κάνει κατάλληλους για μεγάλο φάσμα προβλημάτων.
7. *Δεν ενδιαφέρει η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας:* Η μόνη επικοινωνία του ΓΑ με το περιβάλλον του είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από τη σημασία του προβλήματος. Βέβαια αυτό δε σημαίνει ότι δεν

υπάρχουν άλυτα προβλήματα για τους ΓΑ. Όπου όμως, δεν τα καταφέρνουν, η αιτία είναι η φύση του χώρου που ερευνούν και όχι το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος.

8. *Έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού:* Οι ΓΑ σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή είναι της τάξεως $O(n^3)$, δηλαδή 10 άτομα αντιπροσωπεύουν περίπου 1000. Είναι, λοιπόν, προφανές ότι μπορούν να καλύψουν με αποδοτικό ψάξιμο μεγάλους χώρους σε μικρούς χρόνους.
9. *Είναι η μόνη μέθοδος που κάνει ταυτόχρονα εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης και εκμετάλλευση της ήδη επεξεργασμένης πληροφορίας:* Ο συνδυασμός αυτός σπάνια συναντάται σε οποιαδήποτε άλλη μέθοδο. Με το τυχαίο ψάξιμο γίνεται καλή εξερεύνηση του χώρου, αλλά δεν γίνεται εκμετάλλευση της πληροφορίας. Αντίθετα, με την αναζήτηση με μικρά άλματα στη συνάρτηση (hill climbing) γίνεται καλή εκμετάλλευση της πληροφορίας, αλλά όχι καλή εξερεύνηση. Συνήθως τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι ανταγωνιστικά και το επιθυμητό είναι να συνυπάρχουν και τα δύο προς όφελος της όλης διαδικασίας. Οι ΓΑ επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς.
10. *Επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση:* Οι ΓΑ μπορούν να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα των παράλληλων μηχανών, αφού λόγω της φύσης τους, εύκολα μπορούν να δεχτούν παράλληλη υλοποίηση. Το χαρακτηριστικό αυτό αυξάνει ακόμη περισσότερο την απόδοσή τους, ενώ σπάνια συναντάται σε ανταγωνιστικές μεθόδους.

3.7 Μειονεκτήματα Γενετικών Αλγορίθμων

Παρά την μεγάλη χρησιμότητα των ΓΑ σε πολλές εφαρμογές της καθημερινής ζωής, ωστόσο υπάρχουν κάποιοι λόγοι που θα μπορούσαν να σταθούν εμπόδιο στην ολοένα και μεγαλύτερη εξάπλωση αυτής της τεχνολογίας (Λυκοθανάσης, 2001). Συγκεκριμένα:

1. *Προβλήματα εξοικείωσης με τη Γενετική:* Γενικότερα οι έννοιες της Εξέλιξης και της Φυσικής Επιλογής μπορεί να μην ηχούν παράξενα σε αυτούς που ασχολούνται με την επιστήμη των υπολογιστών, αλλά δεν είναι και από τις πιο οικείες. Η Βιολογία δεν έχει άμεση σχέση με τους υπολογιστές, γι' αυτό και οι γνώσεις Βιολογίας σχεδόν όλων όσων ασχολούνται με τους υπολογιστές είναι σε πολύ γενικό επίπεδο. Παρόλα αυτά, για την κατανόηση των ΓΑ δεν απαιτούνται γνώσεις Γενετικής και Βιολογίας. Οι ΓΑ μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο κάποιες διαδικασίες, που παρατηρούνται στη φύση, χωρίς να ενδιαφέρει σε μεγάλο βαθμό λεπτομέρειας η λειτουργία τους και χωρίς να είναι απαραίτητο το γνωστικό υπόβαθρο που έχουν οι βιολόγοι για να μελετήσουν αυτά τα φαινόμενα. Οι όροι είναι δανεισμένοι από τη βιολογία με σκοπό την καλύτερη εισαγωγή και κατανόηση του θέματος και όχι την παραπομπή του μελετητή στα άγνωστα πεδία μιας ξένης επιστήμης και, τελικά, τη σύγχυσή του. Θα μπορούσε, ίσως, να παραληφθεί η αναφορά στη Γενετική και να γίνει μια παρουσίαση των ΓΑ ως διαδικασίες για αναζήτηση και βελτιστοποίηση των μεταβλητών ενός προβλήματος, όμως, αυτό μάλλον θα έκανε τα πράγματα δυσκολότερα. Εξάλλου είναι συνηθισμένο το φαινόμενο θεωρίες που είναι δανεισμένες από άλλες επιστήμες να διατηρούν την αυθεντική τους ορολογία (π.χ. στα Νευρωνικά Δίκτυα: νευρώνες,

συνάψεις, κτλ.). Επιπλέον, η εξέλιξη των ΓΑ δεν είναι συνυφασμένη με την αντίστοιχη εξέλιξη των θεωριών της Βιολογίας. Το αρχικό μοντέλο είναι δανεισμένο από εκεί, όμως η εφαρμογή του στα Τεχνητά Συστήματα έγινε με πλήθος διαφοροποιήσεων και προσαρμοσέων, με στόχο πάντα τη βελτίωση της απόδοσης. Πλέον, μπορούμε να μιλάμε για εξέλιξη και απογόνους των πρώτων ΓΑ και για μια πορεία τους στο χρόνο, πορεία η οποία είναι πλήρως ανεξάρτητη και αυτοδύναμη.

2. Στη φύση, ως γνωστό, η εξέλιξη λειτουργεί με ρυθμούς πολύ αργούς. Χρειάζονται να περάσουν χιλιάδες γενιές, άρα και αρκετός χρόνος, για να αλλάξουν τα χαρακτηριστικά των ειδών και να διαφοροποιηθούν οι ικανότητες και η συμπεριφορά τους. Θέτουν, έτσι, ορισμένοι το ερώτημα: πώς είναι δυνατό ένα μοντέλο αναζήτησης λύσεων να έχει καλές επιδόσεις χρόνου, όταν είναι εμπνευσμένο από μια φυσική διαδικασία, που εξελίσσεται με ρυθμούς απίστευτα αργούς; Η απάντηση εδώ είναι απλή. Κατ' αρχήν, ακόμη και στη φύση, η εξέλιξη δεν είναι από μόνη της μια αργή διαδικασία. Εξέλιξη των ειδών συμβαίνει όταν αλλάζει το περιβάλλον τους και πρέπει να προσαρμοστούν στα καινούργια δεδομένα, ώστε να επιβιώσουν. Αλλαγές όμως, του περιβάλλοντος γίνονται με πολύ αργούς ρυθμούς και κατά συνέπεια και η εξέλιξη ακολουθεί αυτούς τους ρυθμούς. Αν οι αλλαγές του περιβάλλοντος γίνονται με γρηγορότερο τρόπο, τότε επιταχύνεται και η εξέλιξη. Αυτό, άλλωστε, παρατηρείται και στα βιολογικά εργαστήρια, όπου μικροοργανισμοί αλλάζουν τη συμπεριφορά τους αμέσως, όταν τοποθετούνται σε νέες συνθήκες. Επιπλέον, στο πεδίο των υπολογιστών, τα άτομα κωδικοποιούνται συνήθως ως συμβολοσειρές και οι συνθήκες του περιβάλλοντος μοντελοποιούνται με απλές μαθηματικές σχέσεις. Έτσι, το μοντέλο με το οποίο δουλεύει ο υπολογιστής δεν παρουσιάζει ιδιαίτερο υπολογιστικό φόρτο, συγκρινόμενο πάντα με αντίστοιχες μεθόδους. Το πλήθος των ατόμων, που κάθε φορά εξετάζεται, είναι από λίγες δεκάδες έως μερικές χιλιάδες, δηλαδή αρκετές τάξεις μεθόδους κάτω από το πλήθος των γονιδίων των χρωμοσωμάτων ενός έμβριου όντος. Ο ρυθμός που μπορούν να ζευγαρώνουν τα άτομα στους πιο γρήγορους υπολογιστές μπορεί να φτάσει το ένα εκατομμύριο ανά δευτερόλεπτο. Όσο μεγάλος και αν είναι ο χώρος που καλείται ο αλγόριθμος να ψάξει, η επεξεργασία μερικών μόνο ατόμων αρκεί, γιατί, όπως θα αναπτυχθεί και παρακάτω, τα άτομα αυτά θεωρούνται αντιπρόσωποι ολόκληρων κλάσεων. Έτσι, λοιπόν, οι ταχύτητες που μπορούν να επιτύχουν οι ΓΑ είναι πολύ υψηλές. Επίσης, όπως θα δούμε σε επόμενα, το μήκος της γενιάς επηρεάζει σημαντικά την ταχύτητα της εξέλιξης.

4. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΟΥ TOOLBOX ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΤΟ MATLAB

Το matlab διαθέτει μια σειρά εργαλειοθηκών, μέσω των οποίων επιτυγχάνει την επίλυση προβλημάτων. Ανάμεσα σε αυτές βρίσκεται και η εργαλειοθήκη των ΓΑ και συγκεκριμένα η *Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox*. Μέσω της εργαλειοθήκης αυτής είναι δυνατή η επίλυση προβλημάτων ΓΑ είτε σε γραφικό περιβάλλον είτε με την βοήθεια κώδικα.

Καθότι το πρόβλημα που εξετάζεται χαρακτηρίζεται ως σύνθεση προβλήματος τηλεπισκόπησης σε συνδυασμό με ΓΑ, θα εξεταστούν στα εδάφια παρακάτω οι επιλογές - δυνατότητες της εργαλειοθήκης μέσω συγγραφής κώδικα.

4.1 Οργάνωση ενός Προβλήματος στο Πρόγραμμα Matlab

Ο ΓΑ στο matlab αναζητά το ελάχιστο μιας δοθείσας συνάρτησης. Όσο πιο ευρύ είναι το πεδίο αναζήτησης τόσες περισσότερες πιθανότητες υπάρχουν να μην αποκλειστεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο αλλά να εντοπίσει το ολικό ελάχιστο.

Προκειμένου να λειτουργήσει σωστά ο ΓΑ πρέπει να δοθούν αρχικά, τουλάχιστον δυο συνθήκες και συγκεκριμένα η συνάρτηση αξιολόγησης και ο αριθμός των μεταβλητών, για τις οποίες επιδιώκουμε την εύρεση των τιμών τους, ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση.

Συγκεκριμένα η εντολή που πρέπει να δοθεί είναι:

```
[x,Fval,exitFlag,Output] = ga(FitnessFunction,numberOfVariables)
```

Η έξοδος του ΓΑ αποτελείται από 4 στοιχεία. Το πρώτο, x, μας δίνει τις τιμές των μεταβλητών για τις οποίες ελαχιστοποιήθηκε η συνάρτηση, η Fval την τιμή της ελαχιστοποιημένης συνάρτησης, η exitFlag τον λόγο για τον οποίο σταμάτησε η εκτέλεση του ΓΑ και η Output διάφορες πληροφορίες που προκύπτουν από την εκτέλεση του ΓΑ π.χ. σε ποια γενιά σταμάτησε η εκτέλεση του. Υποχρεωτικές έξοδοι είναι οι δυο πρώτες μόνο ώστε να λειτουργήσει ο ΓΑ.

Για παράδειγμα έστω ότι το πρόβλημα απαιτεί την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης:

$$f(x) = 100 * (x(1))^2 - x(2))^2 + (1 - x(1))^2$$

Ο αριθμός των μεταβλητών είναι δυο x(1), x(2). Δημιουργείται ένα αρχείο matlab που ονομάζεται π.χ. simple_fitness.m, μέσα στο οποίο τοποθετείται ο κώδικας

```
function y = simple_fitness(x)
y = 100 * (x(1)^2 - x(2))^2 + (1 - x(1))^2
```

Προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση μέσω ΓΑ δημιουργείται ο παρακάτω κώδικας:

```
FitnessFunction = @simple_fitness;
numberOfVariables = 2;
[x,fval] = ga(FitnessFunction,numberOfVariables)
```

Το αποτέλεσμα από την εκτέλεση του κώδικα αυτού είναι:

```
x = [0.9652 0.9340]
fval =0.0017
```

Προκειμένου όμως να δώσει ο ΓΑ το παραπάνω αποτέλεσμα υπάρχει μια σειρά από επιλογές οι οποίες περνούν στον ΓΑ διάφορα ορίσματα ώστε αυτός να μπορέσει να δώσει αποτέλεσμα. Συγκεκριμένα οι προκαθορισμένες τιμές για αυτές τις επιλογές παρουσιάζονται στο παρακάτω πίνακα:

Επιλογή	Τιμή
PopulationType	'doubleVector'
PopInitRange	[2x1 double]
PopulationSize	20
EliteCount	2
CrossoverFraction	0.8000
ParetoFraction	[]
MigrationDirection	'forward'
MigrationInterval	20
MigrationFraction	0.2000
Generations	100
TimeLimit	Inf
FitnessLimit	-Inf
StallGenLimit	50
StallTimeLimit	Inf
TolFun	1.0000e-006
TolCon	1.0000e-006
InitialPopulation	[]
InitialScores	[]
InitialPenalty	10
PenaltyFactor	100
PlotInterval	1
CreationFcn	@gacreationuniform
FitnessScalingFcn	@fitscalingrank
SelectionFcn	@selectionstochunif
CrossoverFcn	@crossoversscattered

MutationFcn	{[1x1 function_handle] [1] [1]}
DistanceMeasureFcn	[]
HybridFcn	[]
Display	'final'
PlotFcns	[]
OutputFcns	[]
Vectorized	'off'
UseParallel	'never'

Πίνακας 4.1 - Προεπιλεγμένες τιμές για τις επιλογές εκτέλεσης ενός ΓΑ ([] : Μη ύπαρξη προεπιλεγμένης τιμής)

Στα εδάφια 4.2 έως 4.21 αναλύονται οι διαφορετικές δυνατότητες επιλογής τιμών για κάθε μια από τις παραπάνω επιλογές.

4.2 Ανάλυση της Επιλογής Population Type

Η επιλογή Population type καθορίζει το είδος του πληθυσμού, δηλαδή τι τύπο θα έχουν τα δεδομένα που θα εισέλθουν στην συνάρτηση αξιολόγησης.

Τα δεδομένα μπορούν να είναι:

- Double Vector ('doubleVector'), όπου είναι και ο προκαθορισμένος τύπος,
- Bit string ('bitstring') δηλαδή συμβολοσειρές από δυαδικά ψηφία και
- Custom ('custom'), δηλαδή ο χρήστης να τοποθετήσει ένα δικό του τύπο στα δεδομένα π.χ. ακέραιο ή δεκαδικό. Στην περίπτωση αυτή ο χρήστης πρέπει να δημιουργήσει και συναρτήσεις για την δημιουργία του αρχικού πληθυσμού (CreationFcn), για την διασταύρωση (CrossoverFcn) και την μετάλλαξη (MutationFcn), τα οποία θα αναλυθούν παρακάτω.

Η επιλογή για τον τύπο των δεδομένων σε περίπτωση που είναι 'custom' και ομοίως στις υπόλοιπες, γίνεται με την εντολή:

```
options = gaoptimset('PopulationType', 'custom')
```

4.3 Ανάλυση των Επιλογών για τον Αρχικό Πληθυσμό

4.3.1 PopInitRange

Ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται με την βοήθεια μιας ομοιόμορφης τυχαίας γεννήτριας αριθμών με εύρος [0,1]. Με αυτό τον τρόπο όλες οι τιμές του αρχικού πληθυσμού βρίσκονται μέσα σε αυτό το εύρος. Για παράδειγμα ένας πληθυσμός μεγέθους 3 σε ένα πρόβλημα με 2 μεταβλητές θα είναι όπως παρακάτω:

```
0.1481  0.8734
0.4835  0.6256
0.2772  0.5116
```

Το εύρος τιμών του αρχικού πληθυσμού μπορεί να ρυθμιστεί αλλάζοντας την επιλογή 'PopInitRange' μέσω της εντολής GAOPTIMSET. Το εύρος πρέπει να είναι ένας πίνακας με δυο γραμμές και μια στήλη εάν είναι το ίδιο για όλες τις μεταβλητές του προβλήματος. Εάν είναι διαφορετικό για κάθε μεταβλητή τότε κάθε στήλη αναφέρεται στο εύρος τιμών κάθε μεταβλητής. Δηλαδή εάν σε ένα πρόβλημα έχουμε τρεις μεταβλητές όπου η πρώτη έχει εύρος τιμών από -2 έως 2, η δεύτερη από -1 έως 1 και η τρίτη από 0 έως 5 τότε πρέπει να σχηματιστεί ο πίνακας [-2 -1 0; 2 1 5].

Η επιλογή αυτή γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('PopInitRange',[-2 -1 0;2 1 5])
```

4.3.2 Ανάλυση της επιλογής InitialPopulation

Ουσιαστικά η επιλογή αυτή αντιστοιχεί στο πλήθος του αρχικού πληθυσμού που δημιουργείται με βάση της συνάρτηση δημιουργίας που αναλύεται παρακάτω και το εύρος τιμών που αναλύθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, και ισούται με το μέγεθος του πληθυσμού κάθε γενεάς.

4.3.3 Ανάλυση της επιλογής CreationFcn

Μέσω της επιλογής αυτής καθορίζεται η συνάρτηση που θα χρησιμοποιηθεί ώστε να δημιουργηθεί ο αρχικός πληθυσμός. Οι διαθέσιμες συναρτήσεις είναι οι παρακάτω:

- Uniform: δημιουργεί ένα τυχαίο αρχικό πληθυσμό με μια ομοιόμορφη κατανομή. Αυτή είναι η προεπιλεγμένη συνάρτηση σε περίπτωση που δεν υπάρχουν περιορισμοί ή συγκεκριμένα όρια τιμών.
- Feasible: δημιουργεί ένα τυχαίο αρχικό πληθυσμό που ικανοποιεί όλα τα όρια και τους γραμμικούς περιορισμούς του προβλήματος. Τα άτομα βρίσκονται εντός των ορίων και ο πληθυσμός είναι σωστά κατανομημένος και διασκορπισμένος. Αυτή είναι η προεπιλεγμένη συνάρτηση αν υπάρχουν γραμμικοί περιορισμοί.
- Custom: Δίνει την δυνατότητα δημιουργίας συνάρτησης από τον χρήστη σε περίπτωση που θέλει να δημιουργήσει πληθυσμό με κάποιες ιδιότητες π.χ. μόνο από ακεραίους. Ο πληθυσμός αυτός πρέπει να ικανοποιεί τον τύπο που δόθηκε στην επιλογή PopulationType.

Στην περίπτωση αυτή η εντολή που δίνεται ώστε να δημιουργηθεί ο πληθυσμός είναι:

```
options = gaoptimset('CreationFcn', @myfun)
```

Όπου myfun είναι η συνάρτηση που δημιουργείται από τον χρήστη.

4.3.4 Ανάλυση της επιλογής InitialScores

Η επιλογή αυτή δίνει την δυνατότητα να δοθούν οι αρχικές τιμές της συνάρτησης αξιολόγησης για τον αρχικό πληθυσμό. Σε περίπτωση που δεν δοθούν τιμές τότε αυτές υπολογίζονται από την συνάρτηση αξιολόγησης. Προκαθορισμένη τιμή είναι το 10.

4.3.5 Ανάλυση της επιλογής InitialPenalty

Καθορίζει την αρχική τιμή της παραμέτρου ποινή που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο. Η αρχική ποινή πρέπει να είναι μεγαλύτερη ή ίση προς 1. Προκαθορισμένη τιμή είναι το 100.

4.3.6 Ανάλυση της επιλογής PenaltyFactor

Αυξάνει την παράμετρο ποινή, όταν το πρόβλημα δεν έχει λυθεί με την απαιτούμενη ακρίβεια και οι περιορισμοί δεν ικανοποιούνται. Η τιμή της επιλογής αυτής πρέπει να είναι μεγαλύτερη από 1.

4.4 Ανάλυση της Επιλογής PopulationSize

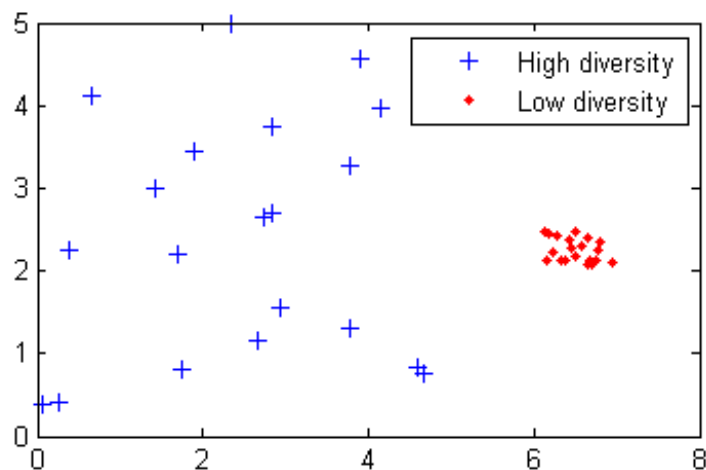
Μέσω της επιλογής Population size καθορίζεται ο αριθμός των ατόμων που υπάρχουν σε κάθε γενιά. Εάν ο πληθυσμός κάθε γενιάς είναι μεγάλος σε αριθμό τότε ο ΓΑ αναζητάει βέλτιστη λύση με μεγαλύτερη λεπτομέρεια, μειώνοντας τις πιθανότητες εύρεσης ενός τοπικού αντί για ολικού ελαχίστου. Ωστόσο στην περίπτωση αυτή αυξάνει ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Το προκαθορισμένο μέγεθος πληθυσμού είναι 20 άτομα ανά γενιά. Σε προβλήματα με μεγάλο πλήθος μεταβλητών, το μέγεθος αυτό μπορεί να μην είναι αρκετό. Συνήθως απαιτείται μεγαλύτερο μέγεθος πληθυσμού για τέτοια προβλήματα. Μικρότερος πληθυσμός απαιτείται για προβλήματα με μικρότερο αριθμό μεταβλητών. Εάν ένα πρόβλημα αποτελείται από 2 μεταβλητές, ένας πληθυσμός 10 ατόμων κρίνεται ικανοποιητικός.

Η επιλογή αυτή π.χ. για μέγεθος πληθυσμού 40 ατόμων, γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('PopulationSize',40)
```

Ένας από τους σοβαρότερους παράγοντες που καθορίζει την απόδοση της εκτέλεσης του ΓΑ είναι η πυκνότητα (ποικιλομορφία) του πληθυσμού. Εάν η μέση απόσταση μεταξύ των ατόμων είναι μεγάλη, η ποικιλομορφία είναι υψηλή ενώ εάν η μέση απόσταση είναι μικρή, η ποικιλομορφία είναι χαμηλή. Η σωστή επιλογή της πυκνότητας του πληθυσμού είναι κυρίως θέμα δοκιμής. Εάν η ποικιλομορφία είναι πάρα πολύ υψηλή ή πάρα πολύ χαμηλή, είναι πολύ πιθανό ο αλγόριθμος να μην αποδώσει σωστά.



Εικόνα 4.1- Εμφάνιση της πυκνότητας του πληθυσμού ενός ΓΑ
Πηγή: Matlab

4.5 Ανάλυση της Επιλογής EliteCount

Η επιλογή **Elite count**, αντιστοιχεί στον αριθμό των ατόμων κάθε γενιάς με την καλύτερη απόδοση, τα οποία θα επιβιώσουν στην επόμενη γενιά. Τα άτομα που δημιουργούνται μέσω της επιλογής αυτής ονομάζονται **elite children**. Η προκαθορισμένη τιμή για αυτήν την επιλογή είναι 2 άτομα ανά γενιά.

Όταν η τιμή που δίνεται είναι τουλάχιστον 1, τότε η τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης μπορεί μόνο να μειωθεί από γενιά σε γενιά, γεγονός που αποτελεί και την επιθυμητή λειτουργία του αλγορίθμου έως ότου ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση αξιολόγησης. Μεγάλες τιμές στην επιλογή αυτή οδηγεί στο γεγονός τα καταλληλότερα άτομα να πρωταγωνιστούν στον πληθυσμό κάθε γενιάς, με αποτέλεσμα την πιθανή, λιγότερο αποτελεσματική αναζήτηση του αλγορίθμου, για νέα ικανότερα άτομα.

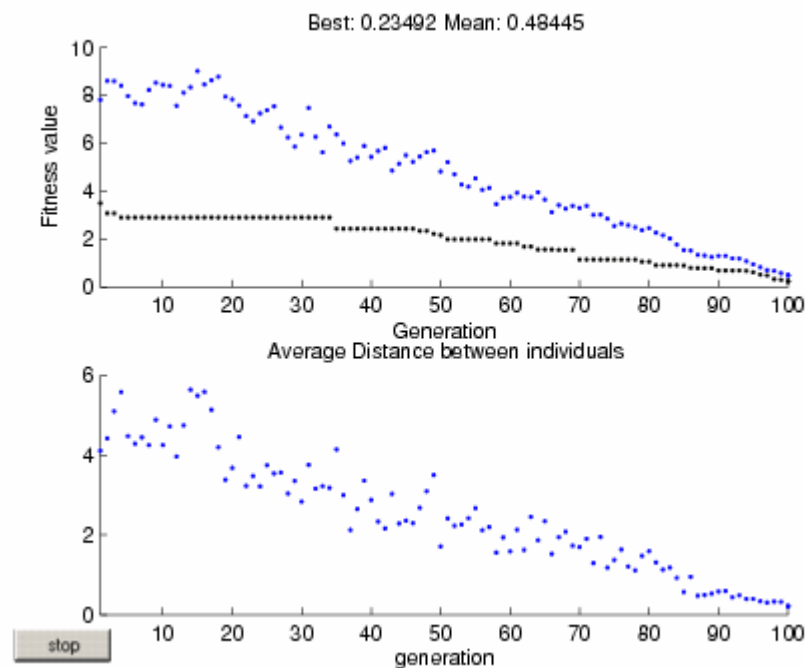
Για παράδειγμα εάν το μέγεθος του πληθυσμού είναι 20 και η επιλογή **Elite count** είναι 2, αυτό σημαίνει ότι τα 18 άτομα κάθε γενιάς με τις χειρότερες αποδόσεις θα χρησιμοποιηθούν στον ΓΑ για την διασταύρωση και την μετάλλαξη, ώστε να προκύψουν σε κάθε επόμενη γενιά νέα τέκνα. Η επιλογή αυτή π.χ. για τιμή 4, γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('EliteCount',4)
```

4.6 Ανάλυση της Επιλογής CrossoverFraction

Η επιλογή αυτή, καθορίζει το ποσοστό του εκάστοτε πληθυσμού, εκτός από τα παιδιά που περιλαμβάνονται στην επιλογή **Elite**, το οποίο ουσιαστικά προέρχεται από διασταύρωση. Η προκαθορισμένη τιμή για αυτήν την επιλογή είναι 0.8. Τιμή ίση με ένα σημαίνει ότι όλα τα παιδιά εκτός από τα άτομα ελίτ είναι παιδιά διασταυρώσεων, ενώ τιμή ίση με μηδέν σημαίνει ότι όλα τα παιδιά είναι παιδιά μετάλλαξης. Στην πραγματικότητα καμία από τις δυο παραπάνω επιλογές δεν αποτελεί αποτελεσματική στρατηγική. Για την ισχυροποίηση αυτής της άποψης παρατίθεται το παρακάτω παράδειγμα:

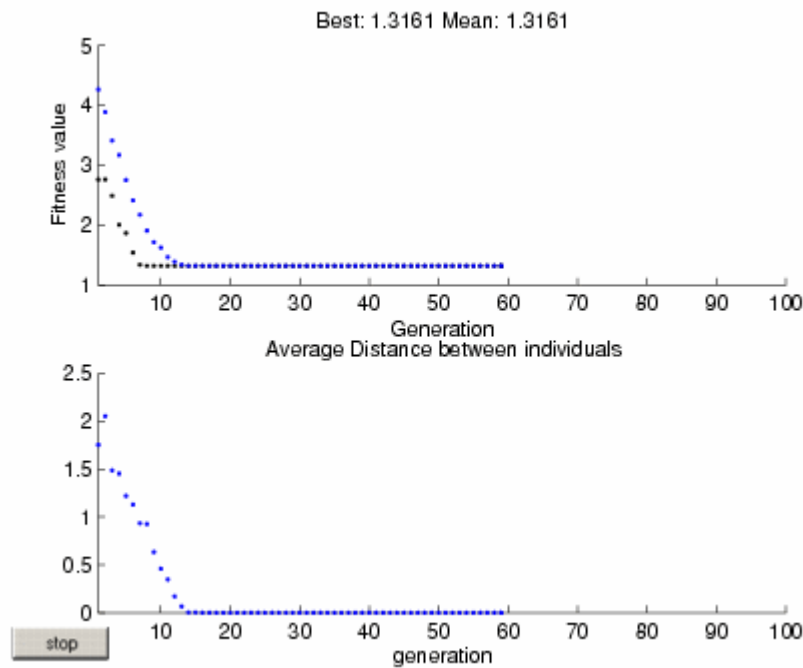
Έστω μια συνάρτηση αξιολόγησης $f(x)=|x_1|+|x_2|+\dots+|x_n|$ όπου $n=10$, της οποίας αναζητείται η εύρεση της ελάχιστης τιμής μέσω εφαρμογής ΓΑ. Αρχικά δίνεται τιμή CrossoverFraction ίση με 0.8, οπότε με εφαρμογή του ΓΑ προκύπτουν τα εξής:



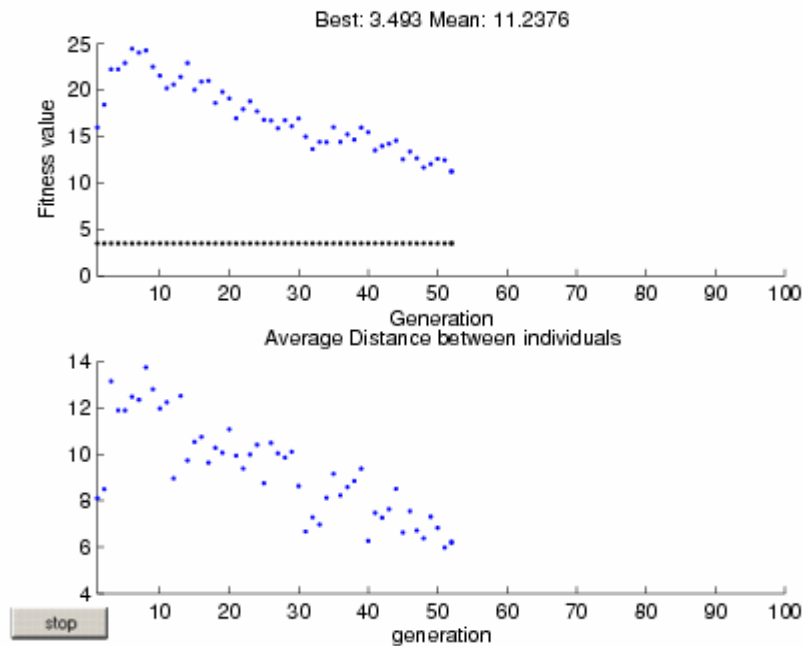
Εικόνα 4.2 - Διάγραμμα καλύτερης και μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης με τιμή CrossoverFraction ίση με 0.8
Πηγή: Matlab

Παρατηρείται ότι η ελάχιστη τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης είναι 0.23492.

Αν εφαρμοστεί όμως ο ΓΑ με τιμή CrossoverFraction ίση με 1 που σημαίνει ότι δεν υφίσταται καθόλου μετάλλαξη είτε με τιμή 0 που σημαίνει ότι δεν υφίσταται καθόλου διασταύρωση τότε προκύπτουν:



Εικόνα 4.3 - Διάγραμμα καλύτερης και μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης με τιμή CrossoverFraction ίση με 1
Πηγή: Matlab



Εικόνα 4.4 - Διάγραμμα καλύτερης και μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης με τιμή CrossoverFraction ίση με 0
Πηγή: Matlab

Από τα παραπάνω διαγράμματα προκύπτει η μη σωστή λειτουργία του ΓΑ στις περιπτώσεις αυτές καθώς η ελάχιστη (καλύτερη) τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης είναι ίση με 1,3161 στην πρώτη περίπτωση και ίση με 3,493 στην δεύτερη, εντελώς διαφορετικές από την τιμή που προέκυψε από την αρχική εκτέλεση του ΓΑ.

Η επιλογή αυτή π.χ. για τιμή ίση με 0,8, γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('CrossoverFraction',0.8)
```

4.7 Ανάλυση της Επιλογής ParetoFraction

Μέσω της επιλογής αυτής ρυθμίζεται το ποσοστό των ατόμων του πληθυσμού που κατά μέγιστο μπορούν σε κάθε γενιά να βρίσκονται στο πρώτο μη κυριαρχούμενο μέτωπο. Οι τιμές που μπορεί να πάρει είναι από 0 έως 1 ενώ η προκαθορισμένη τιμή είναι 0,35.

Η επιλογή αυτή σε συνδυασμό με την επιλογή «DistanceFcn» ελέγχουν τον «ελιτισμό» δηλαδή την τεχνική να ευνοούνται τα καλύτερα μέλη μιας γενιάς με την αυτούσια μεταφορά τους στην επόμενη γενιά. Ουσιαστικά μέσω της «ParetoFraction» ελέγχεται ο αριθμός των ατόμων στο μέτωπο Pareto (ελίτ μέλη) και μέσω της επιλογής «DistanceFcn» η απόσταση που συμβάλλει στη διατήρηση της ποικιλομορφίας σε ένα μέτωπο με την ευνοϊκή μεταχείριση των ατόμων που είναι σχετικά μακριά από το μέτωπο αυτό.

Η επιλογή αυτή π.χ. για τιμή ίση με 0,5, γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('ParetoFraction',0.5)
```

4.8 Ανάλυση των Επιλογών Migration

Οι επιλογές **Migration** (μετανάστευσης) διευκρινίζουν πώς τα άτομα κινούνται μεταξύ των υποπληθυσμών. Η μετανάστευση εμφανίζεται εάν το μέγεθος πληθυσμού είναι μεγαλύτερο από 1. Όταν η μετανάστευση εμφανίζεται, τα καλύτερα άτομα από ένα υποσύνολο πληθυσμού αντικαθιστούν τα χειρότερα άτομα σε ένα άλλο υποσύνολο πληθυσμού. Τα άτομα που μεταναστεύουν από ένα υποσύνολο πληθυσμού σε ένα άλλο αντιγράφονται και δεν αφαιρούνται από τον υποπληθυσμό πηγή.

4.8.1 MigrationDirection

Η επιλογή αυτή μπορεί να εφαρμοστεί σε μια ή δυο κατευθύνσεις. Συγκεκριμένα εάν τεθεί η επιλογή 'forward', η μετανάστευση πραγματοποιείται προς το τελευταίο υποσύνολο του πληθυσμού. Δηλαδή τα άτομα του n υποπληθυσμού μεταναστεύουν στο n+1 υποπληθυσμό. Σε αντίθεση εάν τεθεί η επιλογή 'both', άτομα του n υποπληθυσμού Μπορούν να μεταναστεύσουν είτε στον n-1 υποπληθυσμό είτε στον n+1. Προκαθορισμένη επιλογή είναι η 'forward'.

Η επιλογή αυτή για τιμή 'both', γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('MigrationDirection', 'both')
```

4.8.2 MigrationInterval

Μέσω της επιλογής αυτής καθορίζεται αν πόσες γενιές θα πραγματοποιείται μετανάστευση. Για παράδειγμα εάν τεθεί τιμή 20 αυτό σημαίνει ότι ανά 20 γενιές λαμβάνει χώρα μετανάστευση. η προκαθορισμένη τιμή είναι 20.

Η επιλογή αυτή π.χ. για τιμή ίση με 25, γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('MigrationInterval',25)
```

4.8.3 MigrationFraction

Η επιλογή αυτή καθορίζει πόσα άτομα θα μετακινούνται μεταξύ των υποσυνόλων πληθυσμού. Η τιμή της επιλογής αυτής διευκρινίζει το πλήθος των ατόμων του μικρότερου των δύο υποσυνόλων πληθυσμού που μεταναστεύουν. Δηλαδή, εάν άτομα μεταναστεύουν από ένα υποσύνολο πληθυσμού 50 ατόμων σε ένα υποσύνολο πληθυσμού 100 ατόμων και η επιλογή αυτή έχει τιμή 0,1, ο αριθμός ατόμων που τελικά μετακινούνται είναι $0,1 * 50 = 5$. Η προκαθορισμένη τιμή είναι 0,2.

Η επιλογή αυτή π.χ. για τιμή ίση με 0,1, γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('MigrationFraction',0.1)
```

4.9 Ανάλυση των Επιλογών - Συνθηκών Τερματισμού του ΓΑ

Στο εδάφιο 4.9.1 θα αναλυθούν οι επιλογές εκείνες, των οποίων τις τιμές χρησιμοποιεί ο ΓΑ, ώστε να τερματιστεί σε περίπτωση που υλοποιηθεί κάποια από αυτές.

4.9.1 Ανάλυση της επιλογής Generations

Μέσω της επιλογής αυτής καθορίζεται το πλήθος των γενεών το οποίο θα δημιουργήσει ο ΓΑ και για καθεμιά από τις οποίες θα παράγεται νέος πληθυσμός. Εάν π.χ. οριστεί το πλήθος των γενεών ως 100 τότε ο ΓΑ θα τρέξει για 100 γενιές και εάν δεν τερματιστεί λόγω κάποιου από τα παρακάτω κριτήρια θα σταματήσει εξαιτίας της εκτέλεσης του για το μέγιστο αριθμό γενεών.

Η προκαθορισμένη τιμή είναι 100 γενεές ενώ η εντολή που δίνεται ώστε να προσδιοριστεί π.χ. πλήθος γενεών 200 είναι:

```
options = gaoptimset('Generations',200)
```

4.9.2 Ανάλυση της επιλογής TimeLimit

Η επιλογή αυτή καθορίζει την χρονική διάρκεια σε δευτερόλεπτα, την οποία καλείται να εκτελείται ο ΓΑ. Προκαθορισμένη τιμή είναι το 'Inf' δηλαδή το άπειρο, ωστόσο μπορεί να δοθεί συγκεκριμένος χρόνος, π.χ. 3600sec μέσω της εντολής

```
options = gaoptimset('TimeLimit',3600)
```

4.9.3 Ανάλυση της επιλογής FitnessLimit

Η τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης, την οποία όταν πετύχει ο ΓΑ τερματίζεται η εκτέλεση του, ρυθμίζεται μέσω αυτής της επιλογής. Όπως αναφέρθηκε ήδη ο ΓΑ πραγματοποιεί ελαχιστοποίηση της συνάρτησης αξιολόγησης γι αυτό και η προκαθορισμένη τιμή για την επιλογή αυτή είναι -Inf δηλαδή το μείων άπειρο.

Η ρύθμιση της τιμής αυτής, σε περίπτωση που είναι αναγκαία να γίνει γίνεται μέσω της εντολής

```
options = gaoptimset('FitnessLimit',Τιμή)
```

4.9.4 Ανάλυση της επιλογής StallGenLimit

Μέσω της επιλογής αυτής καθορίζεται το πλήθος των διαδοχικών γενεών, στις οποίες εάν δεν επιτευχθεί βελτίωση της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης ο ΓΑ τερματίζεται.

Προκαθορισμένη τιμή είναι 50 γενεές ενώ αν απαιτείται αλλαγή αυτής π.χ. 10 γίνεται μέσω της εντολής.

```
options = gaoptimset('StallGenLimit',10)
```

Επιπλέον ο ΓΑ μπορεί να τερματιστεί εάν η μέση μεταβολή στην τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης μεταξύ δυο διαδοχικών γενεών της επιλογής αυτής είναι μικρότερη από την ανοχή λειτουργίας (TolFun).

4.9.5 Ανάλυση της επιλογής StallTimeLimit

Όμοια με την προηγούμενη επιλογή ο ΓΑ τερματίζεται όταν επιτευχθεί ο χρόνος που έχει οριστεί και δεν έχει επέλθει καμία βελτίωση στην τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης γι αυτόν τον χρόνο.

Προκαθορισμένη τιμή είναι το άπειρο ενώ αν απαιτείται αλλαγή αυτής π.χ. 1800sec γίνεται μέσω της εντολής

```
options = gaoptimset('StallTimeLimit',1800)
```

4.9.6 Ανάλυση της επιλογής TolFun

Η επιλογή TolFun αντιστοιχεί στην Tolerance Function δηλαδή στην ανοχή που υπάρχει μεταξύ των τιμών της συνάρτησης αξιολόγησης για διαδοχικές γενεές από την επιλογή StallGenLimit ώστε να συνεχίσει να εκτελείται ο ΓΑ. Σε περίπτωση που η μέση μεταβολή της τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης είναι μικρότερη από την ανοχή λειτουργίας, ο αλγόριθμος τερματίζεται.

Προκαθορισμένη τιμή είναι το 10^{-6} ενώ αν απαιτείται αλλαγή αυτής π.χ. 10^{-8} γίνεται μέσω της εντολής.

```
options = gaoptimset('TolFun', 1.0000e-008)
```

4.9.7 Ανάλυση της επιλογής TolCon

Η ανοχή για τους μη γραμμικούς περιορισμούς (Non linear constraints tolerance) δεν χρησιμοποιείται ως κριτήριο για τερματισμό του ΓΑ. Χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της σκοπιμότητας όσον αφορά τους μη γραμμικούς περιορισμούς.

Προκαθορισμένη τιμή είναι το 10^{-6} ενώ αν απαιτείται αλλαγή αυτής π.χ. 10^{-8} γίνεται μέσω της εντολής

```
options = gaoptimset('TolCon', 1.0000e-008)
```

4.10 Ανάλυση της Επιλογής PlotInterval

Μέσω της επιλογής αυτής καθορίζεται ο αριθμός των γενεών ανάμεσα σε διαδοχικές κλήσεις των συναρτήσεων εκτύπωσης αποτελεσμάτων του ΓΑ.

Προεπιλεγμένη τιμή είναι ο αριθμός 1 ενώ αλλαγή του αριθμού από 1 σε π.χ. 2 γίνεται μέσω της εντολής


```
options = gaoptimset('PlotInterval', 2)
```

4.11 Ανάλυση της Επιλογής FitnessScalingFcn

Η επιλογή αυτή έχει ως στόχο να μετατρέψει τις αρχικές τιμές της συνάρτησης αξιολόγησης εντός ενός εύρους τιμών το οποίο να είναι κατάλληλο για την σωστή λειτουργία της συνάρτησης επιλογής. Το εύρος της κλίμακας τιμών μετά την εφαρμογή της επιλογής αυτής επηρεάζει την απόδοση του ΓΑ. Αν η κλίμακα τιμών έχει μεγάλο εύρος, τα άτομα με τις υψηλότερες τιμές αναπαράγονται πολύ γρήγορα, η δεξαμενή γονιδίων είναι συγκεκριμένη και αποτρέπεται η αναζήτηση του ΓΑ σε άλλες περιοχές, με κίνδυνο αποκλεισμού σε κάποιο τοπικό ελάχιστο. Από την άλλη πλευρά, αν η κλίμακα τιμών ποικίλει ελάχιστα, τότε όλα τα άτομα έχουν περίπου την ίδια ευκαιρία αναπαραγωγής και η αναζήτηση θα προχωρήσει με πολύ αργούς ρυθμούς.

Οι διαθέσιμες συναρτήσεις για την εφαρμογή της επιλογής αυτής είναι:

- **Rank**, με βάση την σειρά: Αποτελεί την προεπιλογή σε περίπτωση που δεν τεθεί τίποτα στις επιλογές του ΓΑ. Δεν χρησιμοποιείται κάποια παράμετρος. Τα άτομα ταξινομούνται με βάση της τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης σε αύξουσα σε σειρά. Η κατάταξη ενός ατόμου αποτελεί την θέση του στην σειρά κατάταξης. Καταλληλότερο άτομο είναι αυτό στην πρώτη θέση το επόμενο καταλληλότερο στην θέση 2 κ.ο.κ. Μέσω αυτής της επιλογής εξαλείφεται η διάδοση ακατέργαστων αποτελεσμάτων.
- **Proportional**, εκθετική: Τα άτομα σχηματίζουν μια ταξινομημένη λίστα με βάση τις ικανότητές τους και η νέα τους ικανότητα, η εκθετικά διαβαθμισμένη ικανότητα s , προκύπτει εφαρμόζοντας τον μετασχηματισμό $s=f^k$ όπου k συνήθως επιλέγεται να είναι η σειρά του κάθε ατόμου στη ταξινομημένη λίστα. Γενικά το k μπορεί να ποικίλει από πρόβλημα σε πρόβλημα. Μπορεί ακόμη και να αλλάξει κατά το χρόνο εκτέλεσης για να περιορίζει ή να διευρύνει την ποικιλία ανάλογα με τις ανάγκες.
- **Top**: Τα άτομα με την καλύτερη απόδοση διαβαθμίζονται ισότιμα. Το πλήθος τους καθορίζεται από τον χρήστη. Τα άτομα αυτά έχουν ίσες πιθανότητες αναπαραγωγής σε αντίθεση με όλα τα υπόλοιπα άτομα του πληθυσμού που έχουν μηδενικές πιθανότητες. Το πλήθος μπορεί να είναι ένας ακέραιος μεταξύ 1 και του πλήθους του πληθυσμού ή ένα κλάσμα μεταξύ 0 και 1. Προεπιλεγμένη τιμή είναι το 0.4.
- **Shift linear**, γραμμική διαβάθμιση: οι τιμές των ικανοτήτων του πληθυσμού μετασχηματίζονται έτσι ώστε η προσδοκία του καταλληλότερου ατόμου είναι ίση με μία σταθερά πολλαπλασιασμένη με τη μέση τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης. Δηλαδή ουσιαστικά γίνεται μετασχηματισμός με βάση μια γραμμική σχέση της μορφής $s=\alpha*f+\beta$ όπου τα α , β υπολογίζονται έτσι ώστε ο μέσος όρος των ικανοτήτων πριν και μετά τον μετασχηματισμό να μην αλλάξει και οι μεγαλύτερες ικανότητες του πληθυσμού να μην υπερβαίνουν ένα προκαθορισμένο πολλαπλάσιο του μέσου όρου (συνήθως διπλάσιο).
- **Custom**, όπου δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να δημιουργήσει την δικιά του συνάρτηση. Στην περίπτωση αυτή ο χρήστης πρέπει να δημιουργήσει την συνάρτηση και να την ονομάσει ώστε να μπορεί να την χρησιμοποιήσει στις επιλογές του ΓΑ.

Η επιλογή αυτή γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('FitnessScalingFcn', @myfun)
```

Όπου `myfun` είναι είτε η συνάρτηση που δημιουργεί ο χρήστης είτε κάποια από τις διαθέσιμες επιλογές.

4.12 Ανάλυση της Επιλογής `SelectionFcn`

Η επιλογή αυτή παρέχει την δυνατότητα προσδιορισμού του τρόπου, με τον οποίο ο ΓΑ θα επιλέξει από έναν πληθυσμό, τα άτομα που θα αποτελέσουν τους γονείς για την δημιουργία της επόμενης γενιάς. Διαθέσιμες συναρτήσεις για την εφαρμογή της επιλογής αυτής είναι:

- **Stochastic uniform:** Αποτελεί την προεπιλεγμένη συνάρτηση. Η λειτουργία της βασίζεται στην δημιουργία μιας ευθείας, όπου κάθε άτομο αντιστοιχεί σε μήκος αυτής ανάλογο της διαβαθμισμένης ικανότητάς του. Ο αλγόριθμος κινείται κατά μήκος της γραμμής με βήματα του ίδιου μεγέθους. Ο κάθε γονέας επιλέγεται ανάλογα με την περιοχή στην οποία κατέληξε το κάθε βήμα. Το πρώτο βήμα είναι ένας τυχαίος αριθμός μικρότερος από το μέγεθος του βήματος.
- **Remainder:** Με την συνάρτηση αυτή οι γονείς ορίζονται από το ακέραιο μέρος της διαβαθμισμένης τιμής και στην συνέχεια χρησιμοποιείται η επιλογή της ρουλέτας για το κλασματικό μέρος της τιμής αυτής. Για παράδειγμα, αν η τιμή ενός ατόμου είναι 2,3, τότε το άτομο αυτό καταχωρείται δυο φορές ως γονέας, επειδή ο ακέραιος αριθμός είναι 2. Αφού οριστούν οι γονείς σύμφωνα με τα ακέραια μέρη, το υπόλοιπο των γονέων ορίζεται στοχαστικά, ανάλογα με το κλασματικό μέρος της παραπάνω τιμής.
- **Uniform:** Η επιλογή των γονέων γίνεται ανάλογα με τις προσδοκίες και τον αριθμό των γονέων που απαιτούνται. Η επιλογή αυτή είναι χρήσιμη για τον εντοπισμό σφαλμάτων και τις δοκιμές, αλλά δεν αποτελεί αποτελεσματική στρατηγική αναζήτησης.
- **Roulette:** Η επιλογή των γονέων γίνεται με την προσομοίωση μιας ρουλέτας - τροχού, στην οποία η έκταση του τμήματος του τροχού που αντιστοιχεί σε κάθε άτομο είναι ανάλογη της τιμής προσδοκίας του ατόμου. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ένα τυχαίο αριθμό για να επιλέξει ένα από τα παραπάνω τμήματα, και να χρησιμοποιήσει το άτομο του τμήματος αυτού ως γονέα.
- **Tournament:** Επιλέγονται τυχαία άτομα που συγκροτούν μία ομάδα (το πλήθος των ατόμων έχει οριστεί από το χρήστη). Γονέας είναι το άτομο με την καλύτερη απόδοση στην κάθε ομάδα. Προεπιλεγμένη τιμή για τα άτομα της ομάδας είναι το 4 ενώ το ελάχιστο πλήθος πρέπει να είναι 2. Η αλλαγή του πλήθους γίνεται μέσω της εντολής

```
options = gaoptimset('SelectionFcn', {@selecttournament,size})
```

- **Custom:** δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να δημιουργήσει την δικιά του συνάρτηση. Στην περίπτωση αυτή ο χρήστης πρέπει να δημιουργήσει την συνάρτηση και να την ονομάσει ώστε να μπορεί να την χρησιμοποιήσει στις επιλογές του ΓΑ. Η σύνταξη που πρέπει να έχει η συνάρτηση αυτή πρέπει να είναι η ακόλουθη:

```
function parents = myfun(expectation, nParents, options)
```

Η επιλογή οποιασδήποτε από τις παραπάνω συναρτήσεις γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('SelectionFcn', @myfun)
```

όπου `myfun` είναι είτε η συνάρτηση που δημιουργεί ο χρήστης είτε κάποια από τις διαθέσιμες επιλογές.

4.13 Ανάλυση της Επιλογής CrossoverFcn

Η επιλογή αυτή καθορίζει τον τρόπο διασταύρωσης των ατόμων μιας γενιάς ώστε να προκύψουν οι απόγονοι της επόμενης γενιάς. Διαθέσιμες συναρτήσεις για την εφαρμογή της επιλογής αυτής είναι:

- **Scattered**, διάσπαρτη: αποτελεί την προεπιλεγμένη συνάρτηση. Δημιουργείται ένα τυχαίο διάνυσμα δυαδικό και επιλέγει τα γονίδια, όπου το διάνυσμα είναι ένα 1 από το πρώτο γονέα, και τα γονίδια, όπου το διάνυσμα είναι 0 από το δεύτερο γονέα. Στη συνέχεια συνδυάζονται τα γονίδια ώστε να δημιουργηθεί το τέκνο.
Για παράδειγμα, εάν $p1 = [a\ b\ c\ d\ e\ f\ g\ h]$ και $p2 = [1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8]$ είναι οι γονείς και το δυαδικό διάνυσμα είναι $[1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0]$, η συνάρτηση επιστρέφει το παιδί ως εξής: $child = [a\ b\ 3\ 4\ e\ 6\ 7\ 8]$.
- **Single point**, μονού σημείου: Επιλέγεται στη τύχη ένας ακέραιος n από το 1 έως και το πλήθος των μεταβλητών. Στον απόγονο τα γονίδια 1 έως n προέρχονται από τον πρώτο γονέα και τα γονίδια $n+1$ έως τέλος από τον άλλο γονέα.
Για παράδειγμα, εάν $p1=[a\ b\ c\ d\ e\ f\ g\ h]$, $p2=[1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8]$ οι γονείς και $n=3$ οπότε $child=[a\ b\ c\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8]$.
- **Two point**, διπλού σημείου: Πρόκειται για την εφαρμογή της διασταύρωσης μονού σημείου δύο φορές, αφού πρώτα επιλεγούν με τυχαίο τρόπο δύο θέσεις κοπής από το 1 έως το πλήθος των μεταβλητών.
Για παράδειγμα, εάν $p1=[a\ b\ c\ d\ e\ f\ g\ h]$, $p2=[1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8]$ οι γονείς και $n=3$, $m=6$ τότε $child=[a\ b\ c\ 4\ 5\ 6\ g\ h]$.
- **Intermediate**, ενδιάμεσο: Τα παιδιά δημιουργούνται χρησιμοποιώντας ένα σταθμισμένο μέσο όρο των γονέων. Το βάρος δίνεται μέσω της μεταβλητής *Ratio*, όπου μπορεί να είναι ένα βαθμωτό μέγεθος ή διάνυσμα έως το πλήθος των μεταβλητών. σειρά Αριθμός μήκος των μεταβλητών. Η προεπιλογή είναι ένα διάνυσμα με άσσους. Η συνάρτηση δημιουργεί παιδιά μέσω της εξίσωσης: $child = parent1 + rand * ratio * (parent2 - parent1)$.
- **Heuristic**, ευρετική: Μέσω της συνάρτησης αυτής δημιουργείται ένα παιδί που βρίσκεται στη γραμμή που περιέχει τους δύο γονείς, σε μικρή απόσταση από το γονέα με την καλύτερη τιμή και μακρύτερα από τον γονέα με την χειρότερη τιμή. Η απόσταση αυτή ονομάζεται *Ratio*, και μπορεί να καθοριστεί από τον χρήστη. Προεπιλεγμένη τιμή είναι το 1,2. Το παιδί δημιουργείται μέσω της εξίσωσης $child = parent2 + R * (parent1 - parent2)$ όπου ο γονέας 1 έχει την καλύτερη τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης.
- **Arithmetic**, μέσου όρου: Ενεργεί πάνω σε δυο γονείς και παράγει ένα νέο άτομο, που είναι το αποτέλεσμα υπολογισμού του αριθμητικού μέσου όρου των γονέων του. Μερικές φορές μάλιστα, οι δυο γονείς δεν μετέχουν ισότιμα, αλλά με βάρη στον υπολογισμό. Για την πραγματική κωδικοποίηση η διασταύρωση μέσου όρου δουλεύει πολύ καλά, πέρα από το γεγονός ότι ταιριάζει διαισθητικά με την μορφή των ατόμων, και είναι αρκετά δημοφιλής στις εφαρμογές.
- **Custom**, όπου δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να δημιουργήσει την δικιά του συνάρτηση. Στην περίπτωση αυτή ο χρήστης πρέπει να δημιουργήσει την συνάρτηση και να την ονομάσει ώστε να μπορεί να την χρησιμοποιήσει στις επιλογές του ΓΑ.

Η επιλογή αυτή γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('CrossoverFcn', @myfun)
```

όπου myfun είναι είτε η συνάρτηση που δημιουργεί ο χρήστης είτε κάποια από τις διαθέσιμες επιλογές.

4.14 Ανάλυση της Επιλογής MutationFcn

Η επιλογή αυτή καθορίζει τον τρόπο μετάλλαξης των ατόμων μιας γενιάς, δηλαδή τον τρόπο που ο ΓΑ πραγματοποιεί μικρές τυχαίες αλλαγές σε κάποια από τα άτομα του πληθυσμού, ώστε να δημιουργηθούν παιδιά με μετάλλαξη. Η μετάλλαξη παρέχει γενετική ποικιλότητα ενώ καθιστά δυνατή την αναζήτηση σε ένα ευρύτερο χώρο. Διαθέσιμες συναρτήσεις για την εφαρμογή της επιλογής αυτής είναι:

- **Gaussian:** Αποτελεί την προεπιλεγμένη συνάρτηση. Η λειτουργία της πραγματοποιείται με την πρόσθεση ενός τυχαίου αριθμού που λαμβάνεται από την γκαουσιανή κατανομή με μέση τιμή το 0, για κάθε είσοδο του διανύσματος γονέα. Η τυπική απόκλιση της κατανομής καθορίζεται από τις παραμέτρους *Scale*(κλίμακα) και *Shrink*(συρρικνωση), οι οποίες εμφανίζονται όταν επιλέγετε Gaussian, και από την ρύθμιση του αρχικού εύρους στις επιλογές του πληθυσμού (Initial range).

Η παράμετρος *Scale* καθορίζει την τυπική απόκλιση στην πρώτη γενιά. Αν οριστεί το αρχικό εύρος να είναι ένα διδιάστατο διάνυσμα v , η αρχική τυπική απόκλιση είναι η ίδια για όλες τις θέσεις του διανύσματος γονέα και δίνεται από τον τύπο $Scale * (v(2) - v(1))$.

Αν οριστεί το αρχικό εύρος να είναι ένα διάνυσμα v με δύο γραμμές και στήλες τόσες όσες το πλήθος των μεταβλητών, τότε η αρχική τυπική απόκλιση της θέσης i του διανύσματος γονέα δίνεται από τον τύπο $Scale * (v(i, 2) - v(i, 1))$.

Η παράμετρος *Shrink* ελέγχει πώς η τυπική απόκλιση συρρικνώνεται με το πέρασμα των γενεών. Αν οριστεί το αρχικό εύρος να είναι ένα διδιάστατο διάνυσμα v , η τυπική απόκλιση στην γενιά k θα είναι η ίδια για όλες τις θέσεις του διανύσματος γονέα και δίνεται από τον αναδρομικό τύπο

$$\sigma_k = \sigma_{k-1} \left(1 - \text{Shrink} \frac{k}{\text{Generations}} \right)$$

Αν οριστεί το αρχικό εύρος να είναι ένα διάνυσμα v με δύο γραμμές και στήλες τόσες όσες το πλήθος των μεταβλητών, τότε η τυπική απόκλιση της θέσης i του διανύσματος γονέα στην k γενιά δίνεται από τον αναδρομικό τύπο

$$\sigma_{i,k} = \sigma_{i,k-1} \left(1 - \text{Shrink} \frac{k}{\text{Generations}} \right)$$

Αν οριστεί η τιμή της παραμέτρου *Shrink* σε 1, ο αλγόριθμος συρρικνώνει την τυπική απόκλιση σε κάθε θέση του διανύσματος γονέα γραμμικά μέχρι να φτάσει στο 0 κατά την τελευταία γενιά. Αρνητική τιμή της παραμέτρου *Shrink* προκαλεί αύξηση της τυπικής απόκλισης.

Η προεπιλεγμένη τιμή και για τις δυο παραμέτρους είναι 1. Για να αλλάξουν οι τιμές αυτές χρησιμοποιείται η εντολή

```
options = gaoptimset("MutationFcn", ...
    {@mutationgaussian, scale, shrink})
```

- **Uniform:** Αποτελεί διαδικασία δυο σταδίων. Αρχικά ο αλγόριθμος επιλέγει ένα κλάσμα των χρωμοσωμάτων ενός ατόμου για μετάλλαξη, όπου κάθε χρωμόσωμα έχει μια πιθανότητα (*Rate*) να μεταλλαχθεί. Η προκαθορισμένη τιμή του *Rate* είναι 0,01. Στο δεύτερο βήμα, ο αλγόριθμος αντικαθιστά κάθε επιλεγμένο χρωμόσωμα από έναν τυχαίο αριθμό, επιλεγμένο ομοιόμορφα από το εύρος τιμών των χρωμοσωμάτων.

Για να αλλάξει η προεπιλεγμένη τιμή της παραμέτρου *Ratio* χρησιμοποιείται η εντολή

```
options = gaoptimset('MutationFcn',...
    {@ mutationuniform, ratio})
```

- **Adaptive:** δημιουργεί τυχαία κατευθύνσεις που είναι προσαρμοστικές σε σχέση με την τελευταία επιτυχημένη ή αποτυχημένη γενιά. Η εφικτή περιοχή οριοθετείται από τους περιορισμούς και τους περιορισμούς ανισότητας. Το μήκος του βήματος επιλέγεται κατά μήκος κάθε κατεύθυνσης, έτσι ώστε να πληρούνται οι γραμμικοί περιορισμοί και τα όρια.
- **Custom:** δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να δημιουργήσει την δικιά του συνάρτηση. Στην περίπτωση αυτή ο χρήστης πρέπει να δημιουργήσει την συνάρτηση και να την ονομάσει ώστε να μπορεί να την χρησιμοποιήσει στις επιλογές του ΓΑ. Η σύνταξη που πρέπει να έχει η συνάρτηση αυτή πρέπει να είναι η ακόλουθη:

```
function mutationChildren = myfun(parents, options, nvars,
    FitnessFcn, state, thisScore, thisPopulation)
```

4.15 Ανάλυση της Επιλογής DistanceMeasureFcn

Μέσω της επιλογής αυτής υπολογίζεται η μέτρηση της απόστασης των ατόμων, είτε ως γενότυπος είτε ως φαινότυπος. Για παράδειγμα, η προεπιλεγμένη μέτρηση απόστασης πραγματοποιείται μέσω της συνάρτησης *distancecrowding* και εκτελείται μέσω της εντολής

```
options=gaoptimset('DistanceMeasureFcn',...
    {@distancecrowding,'phenotype'}.)
```

4.16 Ανάλυση της Επιλογής HybridFcn

Η συγκεκριμένη επιλογή έχει ως στόχο την συνέχιση της βελτιστοποίησης μετά τον τερματισμό του ΓΑ ή την δημιουργία ενός πίνακα κελιών όπου εμφανίζονται η υβριδική λειτουργία του ΓΑ και η δομή επιλογών του.

4.17 Ανάλυση της Επιλογής Display

Αυτή η ρύθμιση καθορίζει το επίπεδο των διαγνωστικών πληροφοριών στο χώρο εργασίας του MATLAB. Οι διαθέσιμες επιλογές είναι:

- **None:** δεν εμφανίζεται καμία πληροφορία,
- **Iter:** εμφανίζονται πληροφορίες σε κάθε επανάληψη,
- **Final:** αποτελεί την προεπιλεγμένη τιμή. Εμφανίζονται πληροφορίες στο τέλος της βελτιστοποίησης του ΓΑ,
- **Diagnose:** εμφανίζονται πληροφορίες σε κάθε επανάληψη. Επιπλέον, εμφανίζονται διάφορα προβλήματα καθώς και οι επιλογές που έχουν αλλάξει από τις προεπιλογές.

Η εντολή που δίνεται για αλλαγή της προεπιλεγμένης τιμής π.χ. σε iter είναι η εξής:

```
options= gaoptimset('Display','iter')
```

4.18 Ανάλυση της Επιλογής PlotFcns

Η επιλογή αυτή καθορίζει τις διαθέσιμες συναρτήσεις προς εκτύπωση μέσω του ΓΑ.

Συγκεκριμένα αυτές είναι:

- Best fitness: εκτύπωση της καλύτερης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης σε κάθε γενιά,
- Expectation: εκτύπωση του αναμενόμενου αριθμού παιδιών σε σχέση με τις πρώτες τιμές, σε κάθε γενιά,
- Score diversity: εκτύπωση ιστογράμματος των βαθμολογιών κάθε γενιάς,
- Stopping: εκτύπωση κριτηρίων τερματισμού του ΓΑ,
- Best individual: εκτύπωση του διανύσματος του ατόμου με την καλύτερη τιμή αξιολόγησης σε κάθε γενιά,
- Genealogy: εκτύπωση της γενεαλογίας των ατόμων. Οι γραμμές από την μια γενιά στην άλλη κωδικοποιούνται ως εξής:
 - κόκκινες γραμμές για παιδιά από μετάλλαξη,
 - μπλε γραμμές για παιδιά από διασταύρωση,
 - μαύρες γραμμές για ελίτ άτομα,
- Scores: εκτύπωση των τιμών αξιολόγησης των ατόμων σε κάθε γενιά,
- Max constraint: εκτύπωση της μέγιστης γραμμικής παραβίασης περιορισμών σε κάθε γενιά,
- Distance: εκτύπωση της μέσης απόστασης μεταξύ των ατόμων κάθε γενιάς,
- Range, εκτύπωση της ελαχίστου, της μέγιστης και της μέσης τιμής της συνάρτησης αξιολόγησης για κάθε γενιά,
- Selection: εκτύπωση ιστογράμματος με τους γονείς και
- Custom: δυνατότητα δημιουργίας οποιασδήποτε συνάρτησης εκτύπωσης από τον χρήστη.

Η εντολή που δίνεται για εκτύπωση π.χ. δυο συναρτήσεων από τις παραπάνω είναι η εξής:

```
options= gaoptimset('PlotFcns', {@gaplotbestf, @gaplotbestindiv})
```

4.19 Ανάλυση της Επιλογής OutputFcns

Μέσω της επιλογής αυτής δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να καλεί κάποια συγκεκριμένη συνάρτηση σε κάθε επανάληψη, τα αποτελέσματα της οποίας επιθυμεί να ελέγχει, χωρίς να επηρεάζονται οι υπόλοιπες προεπιλογές.

4.20 Ανάλυση της Επιλογής Vectorized

Ο ΓΑ τρέχει συνήθως γρηγορότερα σε περίπτωση διανυσματοποίησης της συνάρτησης καταλληλότητας. Αυτό σημαίνει ότι ο ΓΑ καλεί μια μόνο φορά την συνάρτηση καταλληλότητας ενώ οι τιμές αξιολόγησης όλων των ατόμων σε κάθε γενιά υπολογίζονται άμεσα. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό πρέπει η συνάρτηση καταλληλότητας να δέχεται ένα αυθαίρετο αριθμό γραμμών.

Προεπιλεγμένη τιμή αποτελεί το 'off' ενώ η εντολή που δίνεται για αλλαγή σε 'on' είναι η εξής:

```
options= gaoptimset('Vectorize','on')
```

Ένα παράδειγμα θα αποσαφηνίσει την ακριβή χρήση της επιλογής αυτής. Έστω ότι η συνάρτηση αξιολόγησης είναι η

$$f(x_1, x_2) = x_1^2 - 2x_1x_2 + 6x_1 + x_2^2 - 6x_2$$

Αυτή πρέπει να γραφεί μέσα στο αρχείο ως εξής

$$z = x(:,1).^2 - 2 * x(:,1) .* x(:,2) + 6 * x(:,1) + x(:,2).^2 - 6 * x(:,2)$$

ώστε ουσιαστικά να μπορεί να δεχτεί ένα αριθμό γραμμών.

Οπότε σε περίπτωση που εκτελεστεί ο ΓΑ για 20 γενεές χωρίς την επιλογή αυτή ο χρόνος υλοποίησης του είναι 4.3660sec, ενώ σε περίπτωση που χρησιμοποιηθεί η επιλογή αυτή ο χρόνος πέφτει σε 0.5810sec.

4.21 Ανάλυση της Επιλογής UseParallel

Μέσω της επιλογής αυτής δίνεται η δυνατότητα, σε περίπτωση ύπαρξης περισσότερων των ενός επεξεργαστών στον υπολογιστή, παράλληλης επεξεργασίας του προβλήματος, γεγονός που μπορεί να μειώσει τον χρόνο αποπεράτωσης του ΓΑ.

Προεπιλεγμένη τιμή είναι το 'never', ωστόσο σε περίπτωση ύπαρξης π.χ. δυο επεξεργαστών πρέπει να δοθεί μέσα στον κώδικα η εντολή *matlabpool open 2*, ώστε να ανοίξουν παράλληλα και οι δυο επεξεργαστές, και στις επιλογές του ΓΑ να δοθεί η εντολή

```
options= gaoptimset('UseParallel','always')
```

ενώ για το πέρας χρήσης της παράλληλης επεξεργασίας απαιτείται η εντολή *matlabpool close*.

5. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΚΑΙ MUMFORD - SHAH ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

5.1 Γενικά

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν:

- Η **μεθοδολογία** που ανέπτυξαν οι Mumford και Shah,
- Η **ανάλυση** του αλγορίθμου Mumford - Shah που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή του ΓΑ ο οποίος στην αρχική του μορφή αναπτύχθηκε από τον Λέκτορα κ. Καραντζαλο Κωνσταντίνο σε matlab, βασισμένος στην μεθοδολογία των Mumford και Shah,
- Η **ανάλυση** του ΓΑ,
- Οι εικόνες που **χρησιμοποιήθηκαν** στη εφαρμογή του ΓΑ στον αλγόριθμο Mumford - Shah και
- Ο **τρόπος δημιουργίας** των Ground Truth εικόνων.

5.2 Η Πορεία έως την Ανάπτυξη της Μεθοδολογίας των Mumford και Shah

Όπως έχει ήδη αναφερθεί οι μέθοδοι κατάτμησης μιας εικόνας διακρίνονται σε αυτές που βασίζονται στην εύρεση ορίων και σε αυτές που βασίζονται στην εύρεση περιοχών. Στην παρούσα διπλωματική ο αλγόριθμος Mumford - Shah που εξετάζεται βασίζεται στην εύρεση ορίων και συγκεκριμένα στην έννοια των επιπεδοσυνόλων. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα τμήμα της πορείας έως την ανάπτυξη της μεθοδολογίας των Mumford - Shah και κατ' επέκταση την έννοιας των επιπεδοσυνόλων.

Οι **Kass et al.** (1987) πρότειναν η κατάτμηση μιας εικόνας, να πραγματοποιηθεί με την επιβολή μιας συντομικής γραμμής - καμπύλης, η οποία θα υποδηλώνει τα όρια ενός αντικειμένου της εικόνας. Ξεκινώντας από μια αρχική καμπύλη στο επίπεδο, και με βάση κάποια εξίσωση, η καμπύλη θα καταλήξει στα όρια του αντικειμένου. Τις καμπύλες αυτές τις ονόμασαν **ενεργά περιγράμματα** (active contours), διότι λειτουργώντας ενεργητικά εξελίσσονται και προσαρμόζονται σταδιακά στην εικόνα. Η καμπύλη αυτή βασίστηκε σε μια παράμετρο ρ , όπου κάθε τιμή της δίνει τις συντεταγμένες ενός σημείου στο επίπεδο μέσω x , y . Ένα βασικό πρόβλημα που παρουσιάστηκε τότε ήταν πως θα γίνει η αρχικοποίηση της καμπύλης, η οποία θα εξελιχθεί στον χρόνο, καθώς υπάρχει το ενδεχόμενο αν η καμπύλη αυτή βρίσκεται μακριά από της ακμές της εικόνας, οι δυνάμεις να μην την έλξουν αρκετά ώστε να κινηθεί προς αυτές. Επιπλέον μια μη ορθή αρχική καμπύλη μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένα αποτελέσματα ακόμα και συρρίκνωση σε ένα σημείο.

Για την επίλυση αυτού του προβλήματος προτάθηκε από τους **Caselles et al.** (1993) η λύση όπου η εξέλιξη μιας καμπύλης να περιγράφεται από μια εξίσωση η οποία θα περιλαμβάνει μόνο τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της, όπως η καμπυλότητα και το κάθετο διάνυσμα σε κάθε σημείο αυτής. Έτσι εισήχθησαν τα **γεωμετρικά ενεργά περιγράμματα** (geometric active contours). Η λύση αυτή παρουσίαζε βέλτιστα αποτελέσματα σε

περιπτώσεις εικόνων με μεγάλη αντίθεση. Όταν οι ακμές δεν ήταν ευδιάκριτες ή αν υπήρχαν μικρά κενά στα όρια των αντικειμένων τότε υπήρχε η τάση η καμπύλη να διαρρέει προς το εξωτερικό του συνόρου, χωρίς δυνατότητα συγκράτησης της στο εσωτερικό του συνόρου.

Οι **Casselles et al.** (1997), προκειμένου να δώσουν λύση στο προηγούμενο πρόβλημα, εισήγαγαν τα πρωτοποριακά **γεωδαισιακά ενεργά περιγράμματα** (geodesic active contours), τα οποία συνδυάζουν μια γεωμετρική περιγραφή της ενέργειας και την ελαχιστοποίηση ενός συναρτησιακού. Για να ελαχιστοποιηθεί το ταχύτερο δυνατό το μήκος μιας καμπύλης, πρέπει η εξίσωση που την περιγράφει να εξαρτάται από την καμπυλότητα και το κάθετο σε αυτήν διάνυσμα, τα οποία είναι εγγενή εσωτερικά γεωμετρικά της στοιχεία και όχι από την παραμετροποίηση της καμπύλης. Ουσιαστικά η γεωμετρική περιγραφή καμπυλών για την ανίχνευση ακμών συνεπάγεται ελαχιστοποίηση της απόστασης (γενικευμένο μήκος) ανάμεσα στην αρχική καμπύλη και την καμπύλη που περιγράφει τις ακμές της εικόνας. Το πρόβλημα όμως που δημιουργούνταν στην περίπτωση αυτή είχε να κάνει με την τοπολογία. Συγκεκριμένα ξεκινώντας από μια καμπύλη C η τελική καμπύλη θα είχε και πάλι την μορφή της C . Δηλαδή δεν ήταν δυνατό μια κλειστή καμπύλη να χωριστεί σε δυο κλειστές καμπύλες, με φυσικό τρόπο, επειδή θα εμφανίζονταν ασυνέχειες και σπασίματα στην εξέλιξή της. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να μην μπορούν να εντοπιστούν ταυτόχρονα περισσότερα από ένα αντικείμενα.

Προκειμένου να δοθεί λύση σε αυτό το πρόβλημα οι **Osher και Sethian** (1998) εισήγαγαν την έννοια των **επιπεδοσυνόλων** (level set). Σύμφωνα με την έννοια αυτή μια καμπύλη στο επίπεδο μπορεί να οριστεί ως η τομή με ένα επίπεδο μιας τρισδιάστατης επιφάνειας. Έτσι, δεδομένης μιας καμπύλης στο επίπεδο μπορεί να κατασκευαστεί μια επιφάνεια, σε τρεις διαστάσεις, τέτοια ώστε η τομή της με το επίπεδο $z=0$ να είναι η ζητούμενη καμπύλη. Με αυτό τον τρόπο παρακολουθείται μόνο η εξέλιξη της τρισδιάστατης επιφάνειας και ανά πάσα στιγμή υπολογίζεται η επιθυμητή δισδιάστατη καμπύλη εκφράζοντας την καμπύλη ως συνάρτηση του μηδενικού επιπεδοσυνόλου της ορισθείσας επιφάνειας. Επιπλέον ότι αλλαγές συμβαίνουν σε τρεις διαστάσεις είναι ομαλές ακόμα και αν οι αντίστοιχες στις δυο διαστάσεις είναι απότομες και ασυνεχείς.

Όλα τα παραπάνω μοντέλα ενεργών περιγραμμάτων βασίζονται σε μια συνάρτηση ακμών, με αποτέλεσμα να μπορούν να ανιχνεύσουν αντικείμενα που μπορούν να προσδιοριστούν και να οριοθετηθούν με την κλίση των τιμών φωτεινότητας. Όμως οι διακριτές κλίσεις παρουσιάζουν ασυνέχειες με αποτέλεσμα η συνάρτηση ακμών να μην μηδενίζεται ποτέ και η καμπύλη να διαπερνά κάθετα τα όρια των αντικειμένων.

Οι **Mumford και Shah** (1989) κινούμενοι προς την κατεύθυνση επίλυσης του προβλήματος της κατάτμησης, πρότειναν ότι η λύση ανάγεται στην ελαχιστοποίηση ενός συναρτησιακού που ποσοτικοποιεί την ποιότητα της. Θεωρώντας ότι μέσα σε μια εικόνα υπάρχουν ομογενείς περιοχές, των οποίων τα όρια διαχωρίζονται ξεκάθαρα τότε το πρόβλημα της κατάτμησης μπορεί να εκφραστεί με το παρακάτω συναρτησιακό:

$$E(C, u) = \beta \iint_{\Omega} (u - I)^2 dx dy + \alpha \iint_{\Omega - C} |\nabla u|^2 dx dy + \gamma \oint_C ds$$

όπου $I(x, y)$ είναι η αρχική εικόνα με πεδίο ορισμού Ω και u είναι κατά τμήματα ομαλή προσέγγιση της εικόνας I με ασυνέχειες στα κλειστά και ομαλά όρια C των περιοχών. Οι συντελεστές α , β , γ κάνουν το μοντέλο πολλαπλών κλιμάκων και απαιτείται ο ορισμός

τους κάθε φορά, ελέγχοντας την έκταση των περιοχών της κατάτμησης. Βάση των παραπάνω η κατάτμηση της εικόνας θεωρείται συνάρτηση και σχηματίζεται μια έκφραση που ποσοτικοποιεί την ποιότητα της. Η ανάλυση του προβλήματος γίνεται πλέον στο συνεχές πεδίο με καλύτερη διαίσθηση και ερμηνεία.

5.3 Ανάλυση του Υλοποιημένου Αλγορίθμου σε Matlab, με Βάση την Μεθοδολογία των Mumford – Shah καθώς και του Γενετικού Αλγορίθμου

Η ανάπτυξη του ΓΑ βασίστηκε πάνω στην αρχική μορφή του αλγορίθμου εντοπισμού κτιριακών εγκαταστάσεων, τόσο για έγχρωμες όσο και για παγχρωματικές εικόνες, που αναπτύχθηκε από τον λέκτορα κ. Καράντζαλο Κωνσταντίνο, βασισμένος στην μεθοδολογία των Mumford - Shah.

Το πρόβλημα για την επίλυση του οποίου αναπτύχθηκε ο ΓΑ χαρακτηρίζεται ως συνδυαστικό πρόβλημα καθώς εμπλέκει επαναληπτικές διαδικασίες του Mumford -Shah πάνω σε εικόνες σε συνδυασμό με εφαρμογή ΓΑ. Συγκεκριμένα ο ΓΑ αποτελείται από δυο αρχεία από τα οποία στο πρώτο εφαρμόζονται όλες οι απαραίτητες προπαρασκευαστικές ενέργειες για την έναρξη της διαδικασίας του ΓΑ και στο δεύτερο αναπτύσσεται η συνάρτηση αξιολόγησης του ΓΑ.

Η λειτουργία του **πρώτου αρχείου** του ΓΑ αναλύεται ως εξής:

ΤΜΗΜΑ Α: Προπαρασκευαστικές ενέργειες για την επιλογή εικόνας

```
close all
clear all
clc
addpath('D:\EMP\10_eksamino\Diplomatiki\...')
[scrsz] = get(0,'ScreenSize')
I = (imread('CotdAzurl.bmp'))
figure('Position',[scrsz]), imagesc(I)
axis image off; colormap gray; title('I1: original')
imwrite(I, 'results/I1_RGBoriginal.tif','tif')
```

Στο τμήμα αυτό του αλγορίθμου υλοποιούνται οι διαδικασίες ώστε να εντοπιστεί η εικόνα πάνω στην οποία θα εφαρμοστεί ο αλγόριθμος Mumford - Shah, να εμφανιστεί η εικόνα αυτή, καθώς και να γίνει εγγραφή της μέσα στον φάκελο των αποτελεσμάτων ώστε να μπορεί να συγκριθεί στο τέλος της διαδικασίας, οπτικά, με το προκύπτον αποτέλεσμα.

ΤΜΗΜΑ Β: Μετατροπή εικόνας από RGB σε HSY

```
[h,s,I] = rgb2hsy(I(:,:,1),I(:,:,2),I(:,:,3))
figure('Position',[scrsz]), imagesc(I)
axis image off; colormap gray; title('I gray')
imwrite(I, 'results/I1_GREYoriginal.tif','tif')
```

Εάν η εικόνα είναι έγχρωμη (μόνο) τότε αυτή μετατρέπεται μέσω της συνάρτησης RGB2HSY σε Hue - Saturation - Luminance (Hanbury, (2002)) από τις οποίες συνιστώσες χρησιμοποιείται η συνιστώσα luminance πάνω στην οποία και εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Mumford - Shah.

Οι τύποι που χρησιμοποιούνται για την μετατροπή της εικόνας από RGB σε HSY είναι:

Συνιστώσα Luminance (φωτεινότητα):

$$y=0.299*r + 0.587*g + 0.114*b$$

Συνιστώσα Saturation (κορεσμός):

$$s=\max(r,\max(g,b)) - \min(r,\min(g,b))$$

Συνιστώσα Hue (απόχρωση):

$$C1=r - 0.5*g - 0.5*b$$

$$C2=-\sqrt{3.0}/2.0*g + \sqrt{3.0}/2.0*b$$

$$C=\sqrt{C1.^2 + C2.^2}$$

$$\text{indic} = \text{find}(C \sim= 0 \ \& \ C2 \leq 0)$$

$$h(\text{indic}) = \text{acos}(C1(\text{indic}) ./ C(\text{indic}));$$

$$\text{indic}=\text{find}(C \sim= 0 \ \& \ C2 > 0)$$

$$h(\text{indic})=2.*\pi - \text{acos}(C1(\text{indic}) ./ C(\text{indic}));$$

Ενδιάμεσες πράξεις για εξαγωγή της συνιστώσας Hue

Οι παραπάνω μετατροπές πραγματοποιούνται μέσω συνάρτησης η οποία έχει δημιουργηθεί στο πρόγραμμα matlab και η οποία καλείται από τον αλγόριθμο όταν απαιτείται.

Γενικότερα μια έγχρωμη εικόνα συνίσταται από την **φωτεινότητά** της (**Luminance**) και τη **χρωμικότητά** της (**Chrominance**), δηλαδή **Έγχρωμη εικόνα = φωτεινότητα + χρωμικότητα**. Η χρωμικότητα είναι ένα γεωμετρικό άνυσμα και καθορίζεται από το μέτρο του που ονομάζεται **κορεσμός Saturation** (αγνότητά του ή αλλιώς τη μη νόθευσή του με ποσότητα λευκού φωτός) και τη γωνία του που ονομάζεται **χροιά Hue** (απόχρωση). Η **Φωτεινότητα (Luminance) είναι μία εκτίμηση του ποσού της ενέργειας που φτάνει στον παρατηρητή**. Καθότι ο εντοπισμός των κτιρίων πραγματοποιείται με βάση την ενέργεια αυτή για το λόγο τούτο χρησιμοποιείται η συνιστώσα αυτή στην εφαρμογή του αλγορίθμου.

ΤΜΗΜΑ Γ: Έναρξη διαδικασίας για αρχικοποίηση των επιπεδοσυνόλων

```
a = 1; b = 1;
xx = linspace(-1,1,size(I,2));
yy = linspace(-1,1,size(I,1));
[x,y] = meshgrid(xx,yy);
R = 0.98;
phi_o = R^2-x.^2/a-y.^2/b;
```

Στο τμήμα αυτό εφαρμόζονται οι συναρτήσεις του matlab *linspace* και *meshgrid*, ώστε να δημιουργηθούν διανύσματα με βάση τις διαστάσεις της εικόνας τα οποία θα χρησιμοποιηθούν στην συνέχεια ώστε να προκύψει η τρισδιάστατη επιφάνεια πάνω στην οποία θα εφαρμοστεί ο αλγόριθμος Mumford - Shah, σύμφωνα με την θεωρία των επιπεδοσυνόλων.

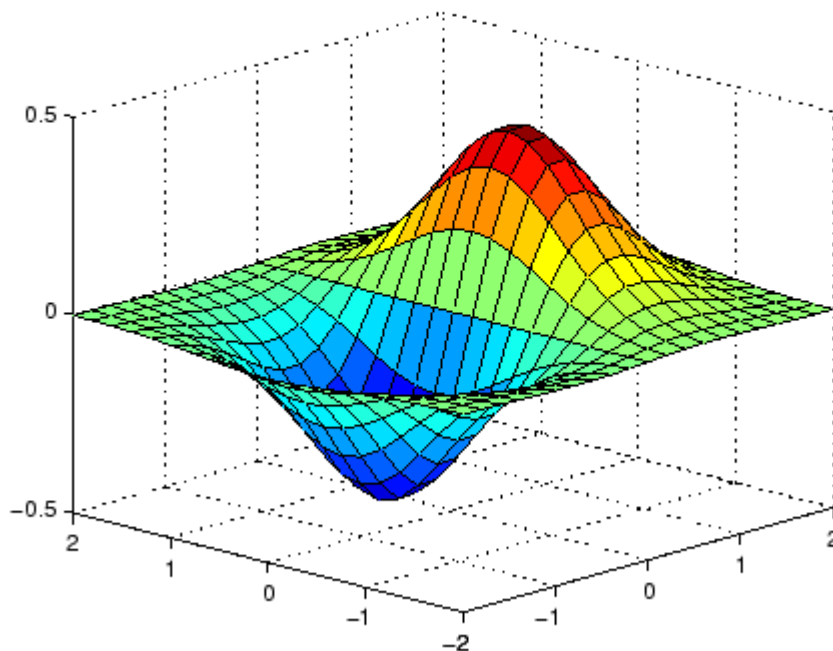
Συγκεκριμένα:

Μέσω της συνάρτησης *linspace* παράγονται γραμμικά, χωρισμένα κατά διαστήματα, διανύσματα, στον x και y άξονα σε ίσα διαστήματα από -1 έως 1 και τόσα όσα οι διαστάσεις της εικόνας.

Ακολουθεί η εφαρμογή της συνάρτησης *meshgrid* όπου μετασχηματίζεται η περιοχή που οριοθετείται από τα διανύσματα που δημιουργήθηκαν στο προηγούμενο βήμα σε πίνακες X και Y, προκειμένου να χρησιμοποιηθούν για να αξιολογήσουν τις συναρτήσεις δύο μεταβλητών.

Ένα παράδειγμα για την εφαρμογή της συνάρτησης αυτής παρουσιάζεται παρακάτω:

```
[X, Y] = meshgrid(-2:.2:2, -2:.2:2);
Z = X .* exp(-X.^2 - Y.^2);
surf(X, Y, Z)
```



Εικόνα 5.1 - Παράδειγμα εφαρμογής συνάρτησης *meshgrid*
Πηγή - *matlab*

ΤΜΗΜΑ Δ: Αρχικοποίηση μεταβλητών εξίσωσης

```
m
L1
L2
v = 0.1;
e = 0.125;
dt = 0.01
N = 200

phi = zeros(size(I,1),size(I,2));
phi = phi_o;
C1 = max(I(:));
```

Στο τμήμα αυτό πραγματοποιείται η αρχικοποίηση όσων μεταβλητών δεν αποτελούν αντικείμενο μελέτης του ΓΑ. Συγκεκριμένα στις περισσότερες εκτελέσεις αρχικοποιούνται τέσσερις από τις επτά μεταβλητές, που χρησιμοποιούνται στην εξίσωση εφαρμογής του

αλγόριθμου Mumford - Shah η οποία χρησιμοποιείται στην συνάρτηση αξιολόγησης του ΓΑ, ενώ σε κάποιες περιορισμένες εκτελέσεις αρχικοποιούνται μόνο οι μεταβλητές v, e . Οι υπόλοιπες τρεις ή πέντε παράμετροι αντίστοιχα αποτελούν το αποτέλεσμα της εφαρμογής του ΓΑ για κάθε εικόνα. Οι παράμετροι αυτοί αναλυτικά εκφράζουν τα εξής:

- m : Βάρος για το κατά πόσο η εξέλιξη της καμπύλης θα βασιστεί περισσότερο στο L1 ή στο L2. Οι τιμές της παραμέτρου αυτής επιδιώκεται να βρίσκονται μέσα στο εύρος 0.2 – 10,
- L1: Βάρος μέσω του οποίου ελέγχονται οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας **των αντικειμένων** που μπορεί να εντοπίσει ο αλγόριθμος Mumford - Shah. Οι τιμές της παραμέτρου αυτής επιδιώκεται να βρίσκονται μέσα στο εύρος 1 – 20,
- L2: Βάρος μέσω του οποίου ελέγχονται οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας **του περιβάλλοντα χώρου** γύρω από τις κατασκευές που μπορεί να εντοπίσει ο αλγόριθμος Mumford - Shah. Οι τιμές της παραμέτρου αυτής επιδιώκεται να βρίσκονται μέσα στο εύρος 1 – 40,
- v : Παράμετρος υλοποίησης κώδικα χωρίς σφάλματα με σταθερή τιμή στο 0.1
- e : Παράμετρος υλοποίησης κώδικα χωρίς σφάλματα με σταθερή τιμή στο 0.125
- dt : το βήμα του ελέγχου το οποίο όσο μεγαλύτερο είναι τόσες λιγότερες επαναλήψεις απαιτούνται. Στην εφαρμογή του ΓΑ αρχικοποιείται στην τιμή 0,01, ώστε να μπορεί να υπάρξει σύγκριση αποτελεσμάτων,
- N : επιθυμητές επαναλήψεις. Στην εφαρμογή του ΓΑ αρχικοποιείται στις τιμές 150 - 300, ανάλογα με την εικόνα, ώστε να μπορεί να υπάρξει σύγκριση αποτελεσμάτων, αλλά και διαφοροποίηση στα αποτελέσματα του ΓΑ

ΤΜΗΜΑ Ε: Απαραίτητα στοιχεία για την εφαρμογή του ΓΑ

```
LB = [1 1 0.2]
UB = [10 20 5]
Bound = [LB;UB]
FitnessFunction = @(L) genetic_v2_GTi(L,v,e,dt,N,phi,I,C1)
numberOfVariables = 3

options=gaoptimset('CreationFcn',@int_pop,'SelectionFcn',@selectionroule
tte,'CrossoverFcn',@crossoverscattered,'MutationFcn',@int_mutation,
'PopInitRange',Bound,'Display','iter','StallGenL',20,'Generations',100,
'PopulationSize',10,'CrossoverFraction',0.5,'PlotFcns',{@gaplotbestf,
@gaplotbestindiv})

options=gaoptimset(options,'UseParallel','always')
[x,Fval,exitFlag,Output] = ga(FitnessFunction,numberOfVariables,options)
```

Στο τμήμα αυτό καθορίζονται όλα εκείνα τα στοιχεία που απαιτούνται ώστε να εφαρμοστεί σωστά ο ΓΑ. Συγκεκριμένα καθορίζονται τα όρια των παραμέτρων, οι καλύτερες τιμές των οποίων αναζητούνται από την εφαρμογή του ΓΑ, καθορίζεται η συνάρτηση αξιολόγησης, η οποία αποτελεί και το δεύτερο αρχείο του ΓΑ, ο αριθμός των παραμέτρων του ΓΑ καθώς και όλες εκείνες οι επιλογές που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο για τις διάφορες δυνατότητες του ΓΑ. Τέλος μέσω της τελευταίας εντολής εκτελείται ο ΓΑ.

Στο **δεύτερο αρχείο** περιέχεται η συνάρτηση αξιολόγησης η οποία εφαρμόζεται μέσα στο τελευταίο τμήμα του πρώτου αρχείου. Η συνάρτηση αυτή αποτελείται από τα εξής τμήματα:

ΤΜΗΜΑ Α: Υπολογισμός αποτελέσματος συναρτησιακού για την εφαρμογή των επιπεδοσυνόλων

```

for n = 1 : (N-1)

    [a,b] = gradient(phi)
    K = divergence(a,b)
    exter = find(phi < 0)
    C2 = sum(I(exter))/(length(exter) + eps)
    phi = phi + dt*e*(L(3).*K - v - L(1).*(I - C1).^2 + L(2).*(I - C2).^2)./(pi.*(phi.^2 + e^2))

end

```

Στο τμήμα αυτό το οποίο και αποτελεί το πιο σημαντικό τμήμα της συνάρτησης αξιολόγησης του ΓΑ εκτελούνται διαδοχικές επαναλήψεις για την ελαχιστοποίηση του συναρτησιακού που περιγράφεται από την θεωρία των επιπεδοσυνόλων.

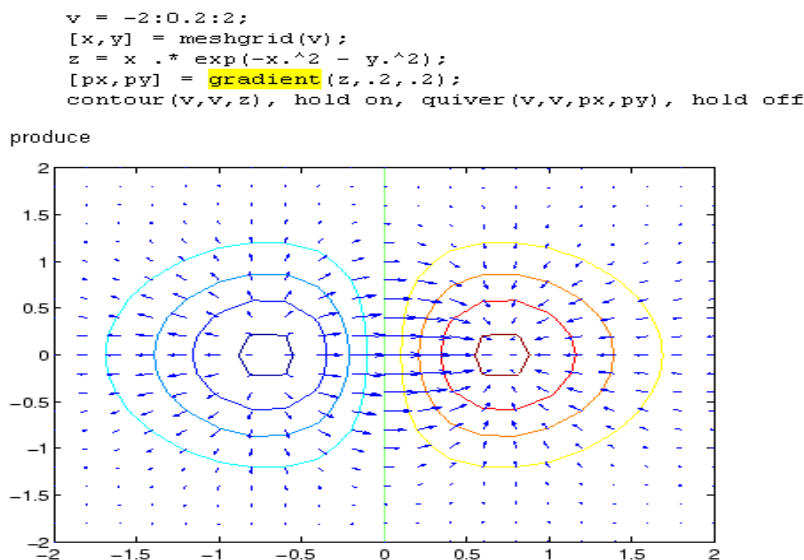
Συγκεκριμένα με βάση τον αρχικό πληθυσμό που δημιουργήθηκε στο τμήμα E του πρώτου αρχείου δίνονται αρχικές τιμές στις τρεις μεταβλητές L1 (L(1)), L2 (L(2)), m (L(3)), και με βάση αυτές τις τιμές υπολογίζεται η ελαχιστοποιημένη τιμή του δοθέντος συναρτησιακού. Σε ορισμένες δοκιμές ο ΓΑ εφαρμόστηκε με πέντε (5) άγνωστες παραμέτρους όπου η τέταρτη αφορούσε την παράμετρο dt (L(4)) και η πέμπτη την παράμετρο N (L(5)).

Ο υπολογισμός του συναρτησιακού εκτελείται αφού πρώτα εκτελεστούν τα παρακάτω:

Μέσω της συνάρτησης *gradient* του matlab υπολογίζεται η πρώτη παράγωγος του πίνακα διανυσμάτων. Ο υπολογισμός της παραγώγου πραγματοποιείται μέσω του τύπου:

$$\nabla F = \frac{\partial F}{\partial x} \hat{i} + \frac{\partial F}{\partial y} \hat{j}$$

Ένα οπτικό παράδειγμα της συνάρτησης αυτής εμφανίζεται παρακάτω:

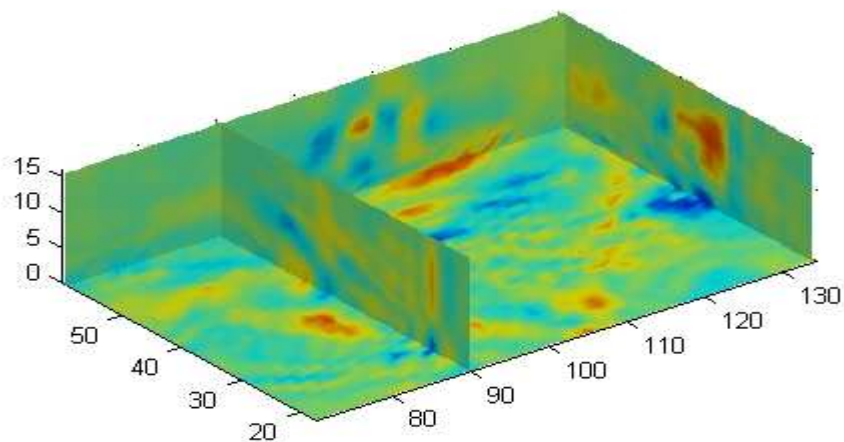


Εικόνα 5.2 - Παράδειγμα εφαρμογής συνάρτησης gradient
Πηγή - matlab

Μέσω του αποτελέσματος της συνάρτησης της παραγώγου, το οποίο εισέρχεται ως παράμετρος στην συνάρτηση *divergence* (απόκλιση) του matlab υπολογίζεται η τρισδιάστατη απόκλιση.

Ένα οπτικό παράδειγμα της παραπάνω συνάρτησης εμφανίζεται παρακάτω:

```
load wind
div = divergence(x, y, z, u, v, w);
slice(x, y, z, div, [90 134], [59], [0]);
shading interp
daspect([1 1 1])
camlight
```



**Εικόνα 5.3 - Παράδειγμα εφαρμογής συνάρτησης *divergence*
Πηγή - matlab**

Το τελικό στάδιο αποτελεί τον υπολογισμό του ελαχιστοποιημένου συναρτησιακού μετά τις N επαναλήψεις μέσω της εξίσωσης

$$\phi_i = \phi_i + dt * e * (L(3) * K - v - L(1) * (I - C1).^2 + L(2) * (I - C2).^2) ./ (\pi * (\phi_i.^2 + e.^2))$$

ώστε να εντοπιστούν στην εικόνα οι κτιριακές εγκαταστάσεις.

ΤΜΗΜΑ Β: Εισαγωγή εντός του αλγορίθμου της αληθούς εικόνας (Ground truth) και της εικόνας που προκύπτει από το αποτέλεσμα του αλγορίθμου

```
Segmented_binary = phi > 0
Resulted_bin = logical(Segmented_binary)
addpath('D:\EMP\10o_eksamino\final_code_final_results\Data_final\Normandy\Normandy2')
Ground_truth_im = imread('GTi_Normandy2.tif')
```


Στο τμήμα αυτό το αποτέλεσμα του ελαχιστοποιημένου συναρτησιακού μετατρέπεται σε δυαδική εικόνα. Ουσιαστικά οποια τιμή είναι μεγαλύτερη του μηδενός μετατρέπεται σε 1 ενώ όλες οι υπόλοιπες μετατρέπονται σε 0. Οπότε τα εντοπισθέντα κτίρια εμφανίζονται με λευκό χρώμα ενώ τα υπόλοιπα τμήματα της εικόνας με μαύρο.

Ακολουθεί η εισαγωγή της ground truth εικόνας, η οποία συμμετέχει στον υπολογισμό της συνάρτησης αξιολόγησης, για την δημιουργία της οποίας θα αναφερθούμε στην επόμενη παράγραφο.

Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφερθεί ότι στην διαδικασία εφαρμογής του ΓΑ, αρχικά χρησιμοποιήθηκε ως συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος των εικονοστοιχείων της κάθε εικόνας, καθώς επιτυγχανόταν ελαχιστοποίηση του συναρτησιακού, με τις διαδοχικές επαναλήψεις. Ωστόσο, επειδή σκοπός της συγκεκριμένης διπλωματικής είναι ουσιαστικά η **αρχική δημιουργία ενός συστήματος εντοπισμού κτιριακών εγκαταστάσεων μέσω ΓΑ** και όχι ο έλεγχος ενός υπάρχοντος συστήματος, κρίθηκε σκόπιμο να χρησιμοποιηθεί στην συνάρτηση αξιολόγησης η αληθής εικόνα ώστε ο ΓΑ να γνωρίζει ποιο είναι το βέλτιστο αποτέλεσμα ώστε να προσπαθήσει να το προσεγγίσει. Με τον τρόπο αυτό ουσιαστικά δημιουργείται ένα εύρος τιμών των παραμέτρων που χρησιμοποιεί το συναρτησιακό ώστε να μπορεί να προσεγγίσει το βέλτιστο αποτέλεσμα σε κάθε εικόνα. Ωστόσο καθότι πραγματοποιήθηκε πλήθος δοκιμών με συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο άθροισμα των εικονοστοιχείων, θα παρουσιαστούν παρακάτω και τα αποτελέσματα της περίπτωσης αυτής.

ΤΜΗΜΑ Γ: Υπολογισμός αποτελέσματος συνάρτησης αξιολόγησης

```

TP = (Ground_truth_im + Resulted_bin)== 2
FP = (Ground_truth_im - Resulted_bin)== -1
FN = (Resulted_bin - Ground_truth_im)== -1

TP = size(find(TP==1)); TP=TP(1)
FP = size(find(FP==1)); FP=FP(1)
FN = size(find(FN==1)); FN=FN(1)

Quality = TP/(TP+FP+FN)
γ=1/Quality

```

Στο τελευταίο τμήμα του αλγορίθμου πραγματοποιούνται τρεις διαδικασίες.

Αρχικά υπολογίζονται τα εξής μεγέθη:

- **TP (True Positive)** είναι ο αριθμός των pixel που **είναι** πράγματι κτίρια και εντοπίστηκαν σωστά από τον αλγόριθμο. Για τον εντοπισμό αυτών των pixel ελέγχεται το άθροισμα αντιστοίχων pixel των δυο εικόνων. Σε όποια από αυτά το άθροισμα είναι 2, σε αυτά δίνεται η τιμή 1 ενώ σε όλα τα υπόλοιπα η τιμή 0.
- **FP (False Positive)** είναι ο αριθμός των pixel που **δεν είναι** κτίρια αλλά ο αλγόριθμος τα εντόπισε ως κτίρια. Για τον εντοπισμό αυτών των pixel ελέγχεται η διαφορά των pixel της αληθούς εικόνας από την εικόνα που προκύπτει ως αποτέλεσμα του αλγορίθμου. Σε όποια από αυτά η διαφορά είναι -1, σε αυτά δίνεται η τιμή 1 ενώ σε όλα τα υπόλοιπα η τιμή 0.

- ο **FN (False Negative)** είναι ο αριθμός των ρixel που **είναι** κτίρια και ο αλγόριθμος δεν τα εντόπισε ως κτίρια. Για τον εντοπισμό αυτών των ρixel ελέγχεται η διαφορά των ρixel της εικόνας που προκύπτει ως αποτέλεσμα του αλγορίθμου από την αληθή εικόνα. Σε όποια από αυτά η διαφορά είναι -1, σε αυτά δίνεται η τιμή 1 ενώ σε όλα τα υπόλοιπα η τιμή 0. Στη συνέχεια υπολογίζεται το πλήθος αυτών των ρixel.

Στη συνέχεια υπολογίζεται το πλήθος των ρixel κάθε μιας από τις παραπάνω κατηγορίες.

Τέλος υπολογίζεται ο δείκτης Quality, το αντίστροφο του οποίου αποτελεί την συνάρτηση αξιολόγησης. Ο δείκτης Quality αποτελεί έναν από τους τρεις δείκτες (Καράντζαλος και Παραγιός (2010)) μέσω των οποίων μπορεί να πραγματοποιηθεί σύγκριση αποτελεσμάτων σε εικόνες. Ωστόσο χαρακτηρίζεται ως ο πιο αξιόπιστος γι αυτό και χρησιμοποιείται στην συνάρτηση αξιολόγησης. Οι δείκτες αυτοί είναι:

- ο **Completeness** όπου ισούται με το πηλίκο TP προς το άθροισμα TP και FN, δηλαδή

$$\text{Completeness} = \frac{TP}{TP + FN}$$
- ο **Correctness** όπου ισούται με το πηλίκο TP προς το άθροισμα TP και FP, δηλαδή

$$\text{Correctness} = \frac{TP}{TP + FP}$$
- ο **Quality** όπου ισούται με το πηλίκο TP προς το άθροισμα TP και FP και FN όπου και θεωρείται ο πιο αξιόπιστος δείκτης, δηλαδή

$$\text{Quality} = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

5.4 Χρησιμοποιηθείσες Εικόνες

Οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την δοκιμή του αλγορίθμου προέρχονται από το INRIA, χρησιμοποιήθηκαν στην εφαρμογή που πραγματοποιήθηκε από τους Benedek et al. (2010) και είναι δεδομένα από Google Earth και κατά κύριο λόγο Δορυφορικές Εικόνες IKONOS. Στην εφαρμογή του ΓΑ χρησιμοποιήθηκαν τόσο τμήματα αυτών των εικόνων ώστε να υπάρξουν αποτελέσματα του αλγορίθμου σε σύντομο χρονικό διάστημα, όσο και οι εικόνες στο σύνολό τους προκειμένου να ελεγχθούν εάν τα αποτελέσματα σε τμήματα αυτών μπορούσαν να εφαρμοστούν και σε όλη την εικόνα με τα ίδια αποτελέσματα. Ο έλεγχος των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε μέσω της αρχικής μορφής του αλγορίθμου Mumford - Shah που αναφέρεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «Α» και έχει αναλυθεί διεξοδικά στην τεχνική έκθεση του γράφοντα, στο μάθημα Εφαρμογές Φωτοερμηνείας Τηλεπισκόπησης (2011). Αυτές είναι:



Εικόνα 5.4 - ΔΕ Ικονος παγχρωματική της περιοχής Abidjan με διαστάσεις σε pixel 388 x 400



Εικόνα 5.5 - Πρώτη ΔΕ Ικονος 321 RGB της περιοχής CotdAzur (CotdAzur1) με διαστάσεις σε pixel 1432 x 815



Εικόνα 5.6 - Δεύτερη ΔΕ Ικονος 321 RGB της περιοχής CotdAzur (CotdAzur2) με διαστάσεις σε pixel 1389 x 821



Εικόνα 5.7 - ΔΕ Ικονος 321 RGB της περιοχής Budapest με διαστάσεις σε pixel 1200 x 980



Εικόνα 5.8 - ΔΕ Ικονος 321 RGB της περιοχής Normandy με διαστάσεις σε pixel 1437 x 814



Εικόνα 5.9 - ΔΕ Ικονος 321 RGB της περιοχής Bodensee με διαστάσεις σε pixel 910 x 618

Παρατηρείται ότι στην εικόνα 5.4 τα κτίρια διαχωρίζονται έντονα από το γύρω περιβάλλον όποτε και αναμένεται ο αλγόριθμος Mumford - Shah να δώσει αποτελέσματα με μεγάλο ποσοστό επιτυχίας.

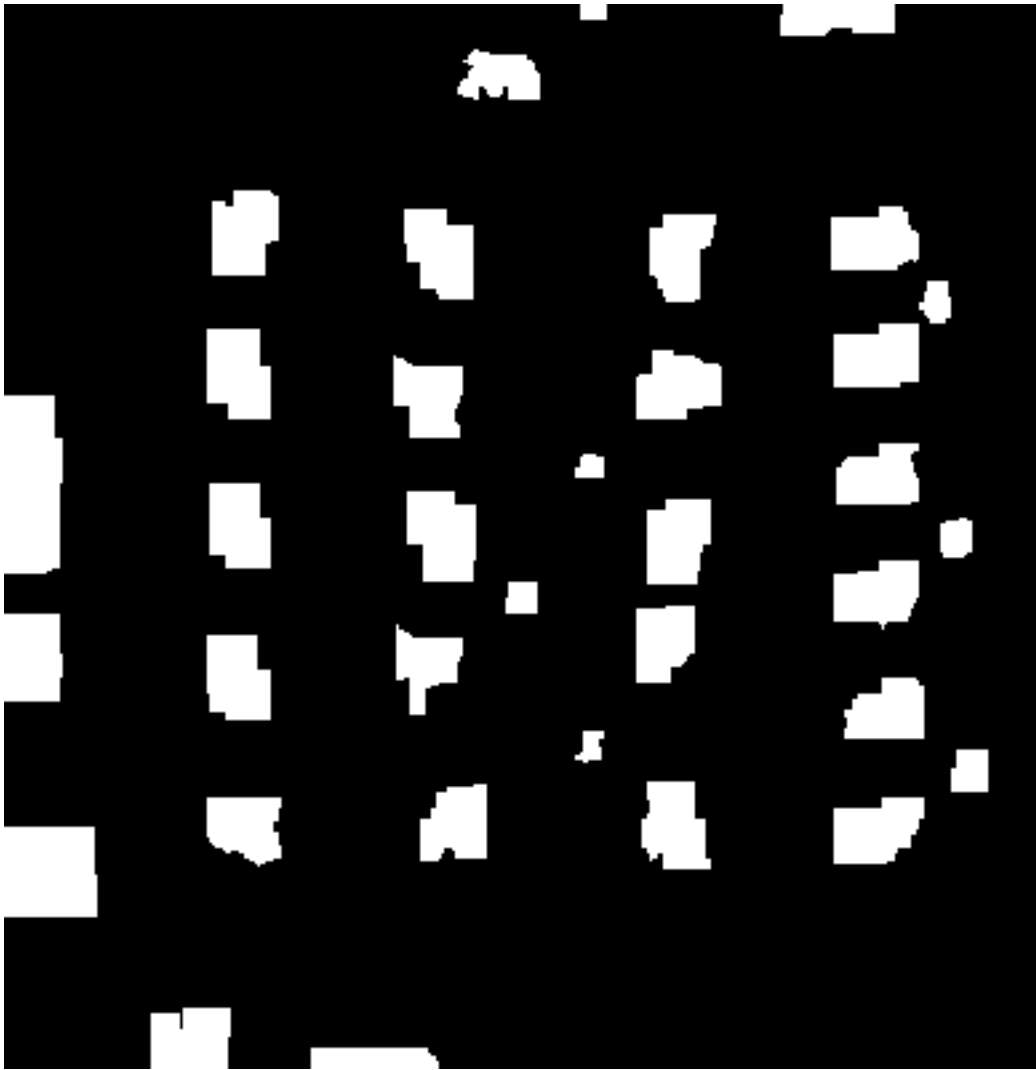
Οι υπόλοιπες εικόνες είναι έγχρωμες οπότε και απαιτούνται περισσότερες δοκιμές του ΓΑ ώστε να επιτευχθούν τα μέγιστα δυνατά αποτελέσματα.

5.5 Δημιουργία Ground Truth Εικόνων

Όπως αναφέρθηκε ήδη στον υπολογισμό της συνάρτησης αξιολόγησης λαμβάνει μέρος η αληθής εικόνα, δηλαδή το βέλτιστο αποτέλεσμα στο οποίο καλείται να καταλήξει ο ΓΑ. Η δημιουργία της εικόνας αυτής για κάθε εικόνα που χρησιμοποιήθηκε κατά την διαδικασία εφαρμογής του ΓΑ, πραγματοποιήθηκε μέσω μιας συγκεκριμένης σειράς διαδικασιών οι οποίες περιγράφονται παρακάτω. Συγκεκριμένα εφαρμόστηκαν τα παρακάτω:

- Εισαγωγή έκαστης εικόνας στο autocad και ψηφιοποίηση όλων των διαθέσιμων κτιρίων. Προσοχή δόθηκε στο να δημιουργηθεί αρχικά ένα περίγραμμα της εικόνας προκειμένου να μην χαθούν οι διαστάσεις αυτής,
- “Γέμισμα” των ψηφιοποιημένων περιγραμμάτων με *hatch* ώστε στην συνέχεια να μετατραπεί η εικόνα σε δυαδική με άσπρο για τα σπίτια και μαύρο για τον περιβάλλοντα χώρο,
- Αποθήκευση της ψηφιοποιημένης εικόνας και άνοιγμα αυτής στο photoshop ώστε να ελεγχθούν πλήρως οι διαστάσεις και τα dpi αυτής ώστε να μην δημιουργηθούν προβλήματα κατά την σύγκριση του προκύπτοντος αποτελέσματος με την ground truth εικόνα,
- Μετατροπή αυτής σε δυαδική,
- Αποθήκευση της εικόνας σε format .tiff.

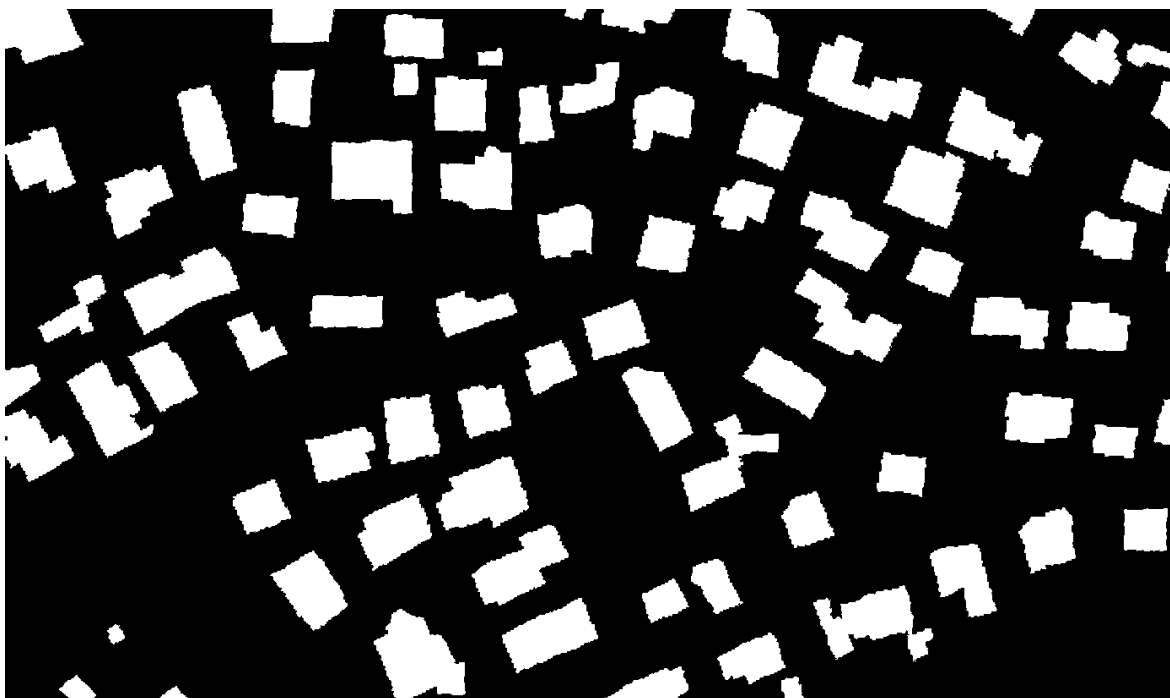
Οι εικόνες που προέκυψαν μετά και το τελευταίο βήμα είναι οι εξής:



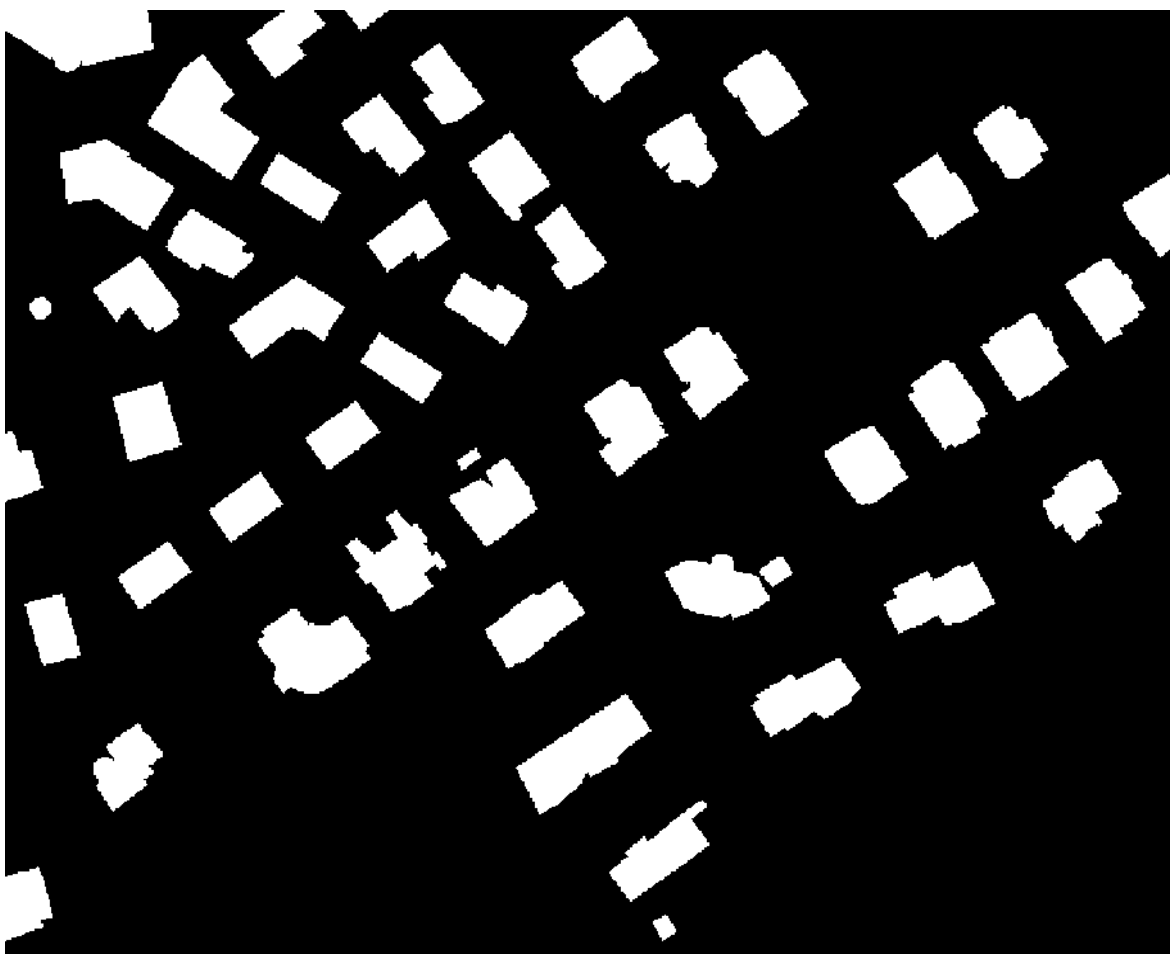
Εικόνα 5.10 - Ground truth image of Abidjan



Εικόνα 5.11 - Ground truth image of CotdAzur1



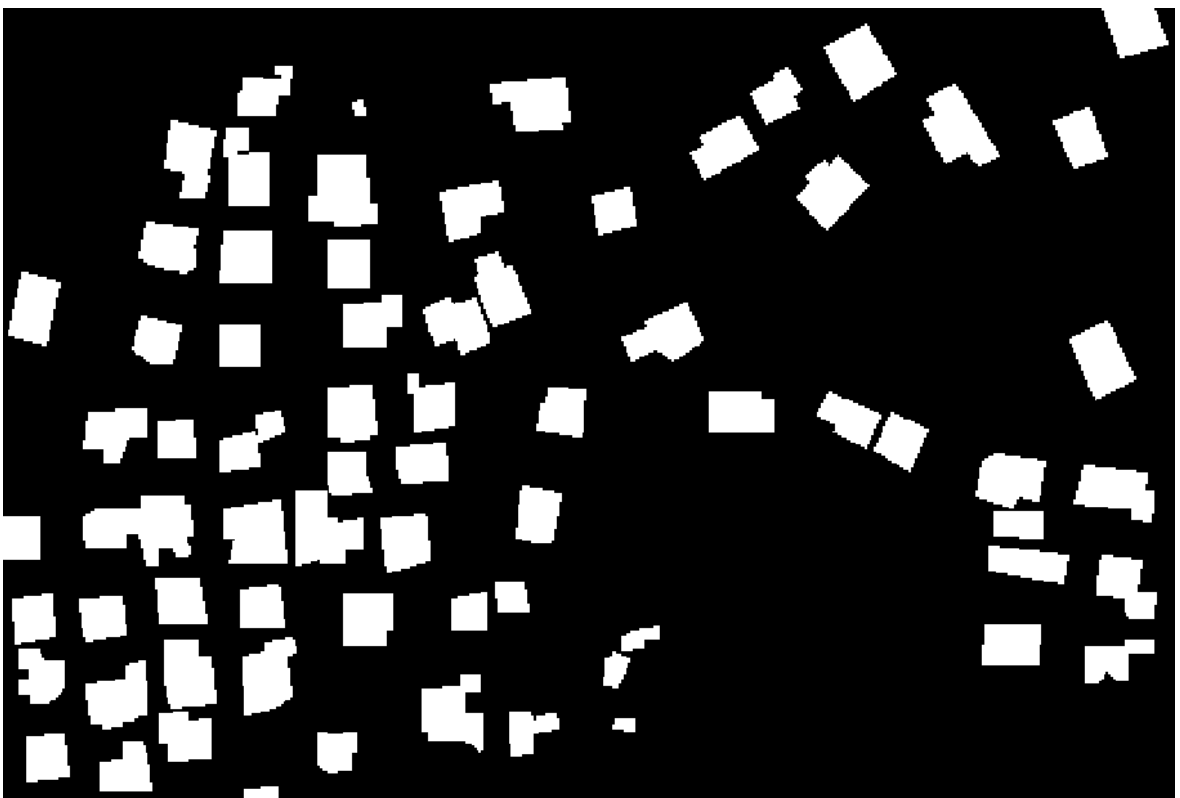
Εικόνα 5.12 - Ground truth image of CotdAzur2



Εικόνα 5.13 - Ground truth image of Budapest



Εικόνα 5.14 - Ground truth image of Normandy



Εικόνα 5.15 - Ground truth image of Bodensee

6. ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ - ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ

6.1 Γενικά

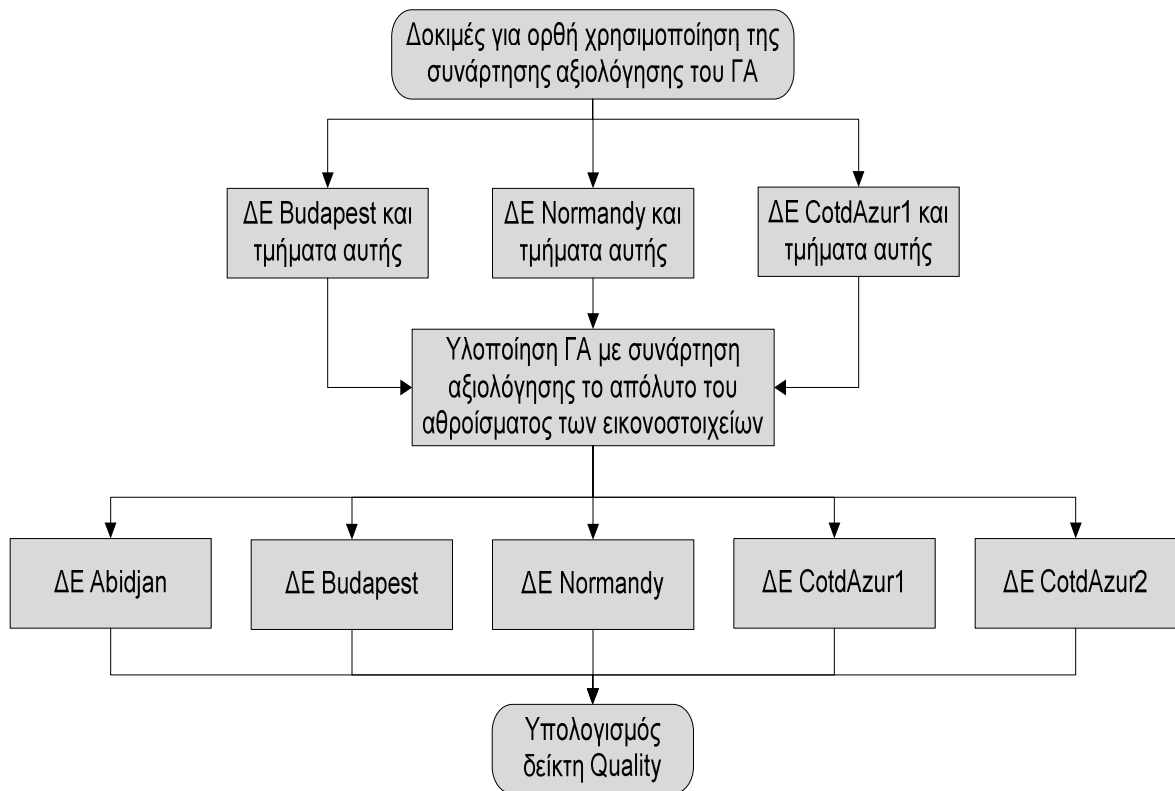
Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται όλες οι δοκιμές που έγιναν στις εικόνες που αναφέρθηκαν, με την εφαρμογή του ΓΑ. Συγκεκριμένα:

- Στο εδάφιο 6.2 παρουσιάζονται οι δοκιμές και τα αποτελέσματα, ανά εικόνα, χρησιμοποιώντας ως συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος των εικονοστοιχείων κάθε ΔΕ σε συνδυασμό με το ελαχιστοποιημένο συναρτησιακό του αλγορίθμου,
- Στο εδάφιο 6.3 παρουσιάζονται οι δοκιμές και τα αποτελέσματα, ανά εικόνα, χρησιμοποιώντας ως συνάρτηση αξιολόγησης το αντίστροφο του δείκτη Quality, ο οποίος και αναφέρθηκε προηγουμένως και
- Στο εδάφιο 6.4 εφαρμόζονται φίλτρα στη βέλτιστη ταξινόμηση κάθε ΔΕ που προέκυψε στο εδάφιο 6.3.

Σε κάθε εφαρμογή παρουσιάζονται **i)** τα τελικά αποτελέσματα του αλγορίθμου, **ii)** η ταξινόμηση που προκύπτει με βάση τα αποτελέσματα αυτά ενώ τα αναλυτικά αποτελέσματα από την εφαρμογή του ΓΑ παρουσιάζονται στα ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ «Β» και «Γ» αντίστοιχα.

6.2 Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου, με Συνάρτηση Αξιολόγησης το Απόλυτο του Αθροίσματος των Εικονοστοιχείων κάθε Δορυφορικής Εικόνας

Προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ως συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος των εικονοστοιχείων κάθε εικόνας που προκύπτει όταν ελαχιστοποιηθεί το συναρτησιακό του αλγορίθμου, πραγματοποιήθηκαν διάφορες δοκιμές στις ΔΕ. Αυτές αφορούσαν την εφαρμογή του αλγορίθμου Mumford - Shah που χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη του ΓΑ, στην αρχική του μορφή, στις ΔΕ και η συμπεριφορά του αθροίσματος των τιμών των εικονοστοιχείων σε σχέση με την αύξηση των τιμών των δεικτών ποιότητας του αποτελέσματος. Στο εδάφιο 6.2.1 παρουσιάζονται οι δοκιμές αυτές και εν συνεχεία στο εδάφιο 6.2.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα, ανά εικόνα, του ΓΑ. Η διαδικασία αυτή σε διάγραμμα ροής έχει ως εξής:



Εικόνα 6.1 - Διάγραμμα ροής εφαρμογής του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος των εικονοστοιχείων της ΔΕ

6.2.1 Δοκιμές για χρησιμοποίηση του απολύτου αθροίσματος των εικονοστοιχείων, ως συνάρτηση αξιολόγησης του γενετικού αλγορίθμου

Παρατηρήθηκε ότι το απόλυτο άθροισμα των τιμών των εικονοστοιχείων της κάθε ΔΕ για συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων, στην ελαχιστοποίηση του συναρτησιακού γι αυτό τον αριθμό των επαναλήψεων, παρουσίαζε την ιδιότητα να τείνει προς το μηδέν όταν ο δείκτης Quality βελτιωνόταν. Η συγκεκριμένη παρατήρηση με εξαίρεση ελάχιστες περιπτώσεις, επιβεβαιώθηκε στο σύνολο των εικόνων της Normandy, Budapest, CotdAzur1 και στα τμήματα αυτών, στις οποίες και δοκιμάστηκε. Η ιδιότητα αυτή συνδέεται με την ελαχιστοποίηση του συναρτησιακού το οποίο με την βελτίωση του δείκτη Quality ολοένα και ελαχιστοποιείται.

Τα αποτελέσματα του αθροίσματος των τιμών των εικονοστοιχείων, για την κάθε ΔΕ, καθώς και για τα τμήματα της κάθε μιας, καθώς βελτιώνεται ο δείκτης Quality, αλλά και με εμφάνιση και των αποτελεσμάτων των δεικτών Completeness και Correctness, παρουσιάζονται στους πίνακες 6.1 - 6.15.

Στις εικόνες 6.2 - 6.13 εμφανίζονται τα τμήματα των εικόνων Normandy, Budapest, CotdAzur1 που χρησιμοποιήθηκαν για τις δοκιμές. Τα τμήματα αυτά επιλέχθηκαν τυχαία ώστε να επιβεβαιωθεί το συμπέρασμα που αναπτύχθηκε για το απόλυτο άθροισμα των τιμών των εικονοστοιχείων, χωρίς να υπάρχει οποιοδήποτε είδους εξάρτηση.

ΔΕ Normandy:

Εικόνα 6.2 - Τμήμα 1 της ΔΕ Normandy
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB



Εικόνα 6.3 - Τμήμα 2 της ΔΕ Normandy
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB



Εικόνα 6.4 - Τμήμα 3 της ΔΕ Normandy
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB



Εικόνα 6.5 - Τμήμα 4 της ΔΕ Normandy
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB

Πλήρης ΔΕ Normandy:

Normandy						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	5	2	0,046	0,052	0,279	-1,67E+06
	8	10	0,151	0,239	0,291	-1,60E+06
	8	18	0,204	0,361	0,319	-1,35E+06
	8	24	0,223	0,416	0,332	-1,21E+06
	8	42	0,256	0,5	0,345	-9,18E+05
	3	17	0,259	0,501	0,347	-6,32E+05
	3	24	0,277	0,567	0,351	-4,60E+05
	3	36	0,286	0,632	0,0343	-2,06E+05

Πίνακας 6.1- Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 1 της ΔΕ Normandy:

Normandy1						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	5	2	0,046	0,051	0,267	-2,51E+05
	8	10	0,195	0,3	0,358	-2,34E+05
	8	18	0,222	0,374	0,353	-1,98E+05
	8	24	0,245	0,423	0,365	-1,76E+05
	8	42	0,284	0,526	0,381	-1,27E+05
	3	17	0,2867	0,532	0,384	-8,73E+04
	3	24	0,308	0,597	0,389	-5,90E+04
	3	36	0,31	0,657	0,379	-1,86E+04

Πίνακας 6.2 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 1 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 2 της ΔΕ Normandy:

Normandy2						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	5	2	0,034	0,0366	0,31426	-4,18E+05
	8	10	0,192	0,271	0,397	-4,14E+05
	8	18	0,239	0,366	0,41	-3,65E+05
	8	24	0,267	0,421	0,421	-3,35E+05
	8	42	0,304	0,513	0,428	-2,68E+05
	3	17	0,313	0,527	0,435	-1,86E+05
	3	24	0,332	0,59	0,431	-1,46E+05
	3	36	0,34	0,663	0,411	-8,49E+04

Πίνακας 6.3 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 2 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 3 της ΔΕ Normandy:

Normandy3						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	5	2	0,013	0,015	0,063	-2,47E+04
	8	10	0,139	0,289	0,211	-1,95E+04
	8	18	0,175	0,42	0,232	-1,33E+04
	8	24	0,195	0,479	0,248	-1,05E+04
	8	42	0,225	0,573	0,271	-4,75E+03
	3	17	0,225	0,574	0,271	-2,84E+03
	3	24	0,227	0,599	0,268	2,55E+02
	3	36	0,234	0,652	0,267	4,86E+03

Πίνακας 6.4 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 3 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 4 της ΔΕ Normandy:

Normandy4						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	5	2	0,067	0,067	0,842	-1,02E+05
	8	10	0,114	0,163	0,277	-1,14E+05
	8	18	0,134	0,224	0,252	-1,09E+05
	8	24	0,151	0,264	0,261	-1,06E+05
	8	42	0,206	0,398	0,3	-9,82E+04
	3	17	0,216	0,412	0,312	-7,01E+04
	3	24	0,253	0,524	0,329	-6,50E+04
	3	36	0,29	0,685	0,334	-5,66E+04

Πίνακας 6.5 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 4 της ΔΕ Normandy σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

ΔΕ Budapest:

**Εικόνα 6.6 - Τμήμα 1 της ΔΕ Budapest
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**



**Εικόνα 6.7 - Τμήμα 2 της ΔΕ Budapest
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**



**Εικόνα 6.8 - Τμήμα 3 της ΔΕ Budapest
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**



**Εικόνα 6.9 - Τμήμα 4 της ΔΕ Budapest
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**

Πλήρης ΔΕ Budapest:

Budapest						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	50	7	0,0001			-3,74E+06
	7	15	0,08	0,09	0,24	-1,33E+06
	1	4	0,13	0,16	0,22	-4,32E+05
	7	65	0,16	0,48	0,19	-2,41E+05
	1	22	0,16	0,6	0,17	3,66E+05
	1	15	0,16	0,535	0,185	5,48E+04

Πίνακας 6.6 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 1 της ΔΕ Budapest:

Budapest1						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	50	7	0,0004	0,00048	0,967	-1,04E+06
	7	15	0,074	0,063	0,264	-4,01E+05
	1	4	0,118	0,181	0,255	-1,73E+05
	7	65	0,24	0,524	0,307	-8,20E+04
	1	22	0,23	0,636	0,277	7,30E+04
	1	15	0,245	0,587	0,297	1,37E+04

Πίνακας 6.7 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 1 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 2 της ΔΕ Budapest:

Budapest2						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	50	7	0	0	0	-5,95E+04
	7	15	0,366	0,568	0,507	-1,41E+04
	1	4	0,543	0,719	0,689	-7,04E+03
	7	65	0,426	0,825	0,469	4,58E+03
	1	22	0,389	0,963	0,395	1,06E+04
	1	15	0,423	0,899	0,444	5,67E+03

Πίνακας 6.8 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 2 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 3 της ΔΕ Budapest:

Budapest3						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	50	7	0	0	0	-2,38E+05
	7	15	0,078	0,119	0,187	-8,75E+04
	1	4	0,094	0,176	0,167	-3,78E+04
	7	65	0,126	0,444	0,15	1,79E+04
	1	22	0,155	0,655	0,169	3,39E+04
	1	15	0,144	0,549	0,163	1,62E+04

Πίνακας 6.9 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 3 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 4 της ΔΕ Budapest:

Budapest4						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	50	7	0,00001	0,00001	0,2	-7,92E+05
	7	15	0,126	0,137	0,592	-3,15E+05
	1	4	0,173	0,209	0,501	-1,44E+09
	7	65	0,291	0,488	0,42	-1,08E+05
	1	22	0,287	0,574	0,367	2,01E+04
	1	15	0,298	0,537	0,401	-2,10E+04

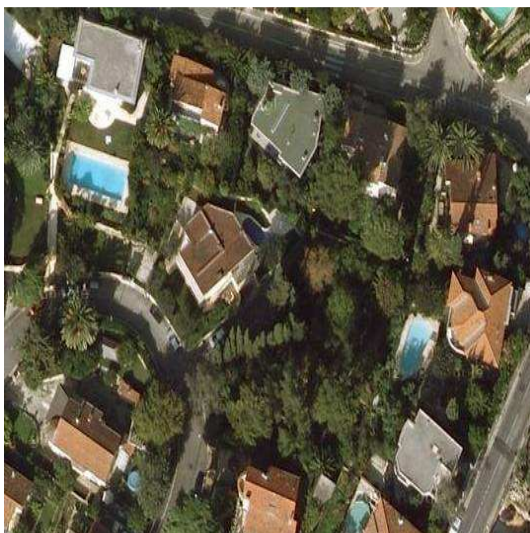
Πίνακας 6.10 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 4 της ΔΕ Budapest σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

ΔΕ Cotdazur1:

**Εικόνα 6.10 - Τμήμα 1 της ΔΕ Cotdazur1
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**



**Εικόνα 6.11 - Τμήμα 2 της ΔΕ Cotdazur1
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**



**Εικόνα 6.12 - Τμήμα 3 της ΔΕ Cotdazur1
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**



**Εικόνα 6.13 - Τμήμα 4 της ΔΕ Cotdazur1
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB**

Πλήρης ΔΕ Cotdazur1:

Cotazur1						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	10	5	0,058	0,06	0,43	-2,45E+06
	10	10	0,15	0,17	0,54	-2,31E+06
	10	24	0,32	0,405	0,589	-1,96E+06
	5	20	0,349	0,52	0,5	-1,29E+06
	3	16	0,351	0,58	0,47	-9,49E+05
	2	13	0,3512	0,6	0,45	-7,38E+05
	2	16	0,352	0,63	0,43	-6,36E+05

Πίνακας 6.11 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων της ΔΕ Cotdazur σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 1 της ΔΕ Cotdazur1:

Cotazur1_1						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	10	5	0,051	0,053	0,52	-4,72E+05
	16	10	0,076	0,082	0,539	-5,51E+05
	10	10	0,155	0,16983	0,6378	-4,36E+05
	16	16	0,163	0,18	0,63	-5,18E+05
	10	24	0,38	0,46	0,68	-3,38E+05
	5	20	0,387	0,54	0,57	-2,00E+05
	3	16	0,378	0,58	0,52	-1,30E+05
	2	13	0,375	0,59978	0,5	-9,24E+04
	2	16	0,372	0,62	0,48	-6,85E+04

Πίνακας 6.12 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 1 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 2 της ΔΕ Cotdazur1:

Cotazur1_2						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	10	5	0,127	0,128	0,99	-8,51E+04
	10	10	0,17632	0,17923	0,92	-8,26E+04
	10	24	0,28	0,31	0,77	-7,55E+04
	5	20	0,51	0,58	0,81	-5,23E+04
	3	16	0,523	0,75	0,63	-4,06E+04
	2	13	0,57	0,75	0,71	-3,31E+04
	2	16	0,5748	0,73	0,73	-3,11E+04

Πίνακας 6.13 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 2 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 3 της ΔΕ Cotdazur1:

Cotazur1_3						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	10	5	0,046	0,05	0,33	-4,55E+05
	10	10	0,09	0,11	0,36	-4,32E+05
	10	24	0,27	0,38	0,49	-3,67E+05
	5	20	0,296	0,44	0,472	-2,55E+05
	3	16	0,32	0,5	0,46	-1,94E+05
	2	13	0,34	0,556	0,465	-1,55E+05
	2	16	0,34	0,59	0,445	-1,37E+05

Πίνακας 6.14 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 3 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Τμήμα 4 της ΔΕ Cotdazur1:

Cotazur1_4						
N	L1	L2	Quality	Completeness	Correctness	Sum
200	10	5	0,02	0,02	0,776	-1,36E+05
	10	10	0,105	0,109	0,762	-1,28E+05
	10	24	0,419	0,47	0,79	-1,04E+05
	5	20	0,507	0,618	0,738	-6,63E+04
	3	16	0,531	0,69	0,69	-4,67E+04
	2	13	0,517	0,647	0,722	-3,42E+04
	2	16	0,494	0,746	0,593	-2,69E+04

Πίνακας 6.15 - Άθροισμα τιμών εικονοστοιχείων του τμήματος 4 της ΔΕ Cotdazur1 σε συνδυασμό με τις τιμές του δείκτη Quality

Μελετώντας τα αποτελέσματα των πινάκων 6.1 - 6.15 προκύπτει το συμπέρασμα ότι πράγματι το απόλυτο του αθροίσματος των τιμών των εικονοστοιχείων τείνει προς το μηδέν καθώς ο δείκτης Quality βελτιώνεται. Όμως η παρατήρηση αυτή δεν μπορεί να θεωρηθεί ότι επαληθεύεται για κάθε αλγόριθμο κατάτμησης. Επιπλέον προκειμένου να επιβεβαιωθεί σε μεγαλύτερο βαθμό για τον συγκεκριμένο αλγόριθμο, πρέπει να ελεγχθεί σε περισσότερες εικόνες.

Ωστόσο παρατηρήθηκε ότι σε δοκιμές που έγιναν στην παγχρωματική εικόνα του Abidjan τα αποτελέσματα ήταν τα αντίθετα από τα αναμενόμενα δηλαδή όταν χρησιμοποιούνταν ως συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος τότε τα αποτελέσματα δεν ήταν ικανοποιητικά. Αντίθετα όταν χρησιμοποιούνταν ως συνάρτηση αξιολόγησης το άθροισμα τότε τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά. Για το λόγο αυτό στις δοκιμές του ΓΑ που παρουσιάζονται στους πίνακες 6.16 - 6.20 ορισμένες εξ αυτών υλοποιήθηκαν με συνάρτηση αξιολόγησης το άθροισμα των τιμών των εικονοστοιχείων, ώστε να εμφανιστούν τα ανάλογα αποτελέσματα.

6.2.2 Αποτελέσματα της εφαρμογής του γενετικού αλγορίθμου

Η εφαρμογή του ΓΑ πραγματοποιήθηκε σε 5 εικόνες. Στους πίνακες 6.16 - 6.20 εμφανίζονται:

- ☞ Το σύνολο των εφαρμογών του ΓΑ ανά εικόνα, με όλες τις επιλογές στις διάφορες δυνατότητες του,
- ☞ Οι τιμές των παραμέτρων που προέκυψαν για κάθε εφαρμογή του ΓΑ,
- ☞ Το ποσοστό του δείκτη Quality σε κάθε εφαρμογή του ΓΑ και
- ☞ Ο φάκελος στο cd μέσα στο οποίο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής του ΓΑ.

Σε κάθε πίνακα παρουσιάζονται οι εξής στήλες:

Ημερ. Έναρξης: Ημερομηνία έναρξης της εφαρμογής του ΓΑ στην εκάστοτε εικόνα,

Ωρα Έναρξης: Ωρα έναρξης της εφαρμογής του ΓΑ στην εκάστοτε εικόνα,

Ημερ. Λήξης: Ημερομηνία λήξης της εφαρμογής του ΓΑ στην εκάστοτε εικόνα,

Ωρα Έναρξης: Ωρα λήξης της εφαρμογής του ΓΑ στην εκάστοτε εικόνα,

Χρόνος Εκτ/σης: Συνολικός χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ στην εκάστοτε εικόνα,

Επαν.: Ο αριθμός των επαναλήψεων N στον αλγόριθμο του matlab,

Pop. Size: Το μέγεθος του πληθυσμού σε κάθε γενιά,

Creation: Συνάρτηση δημιουργίας του αρχικού πληθυσμού,

Selection: Συνάρτηση επιλογής ατόμων για την δημιουργία της επόμενης γενιάς,

Crossover: Συνάρτηση διασταύρωσης επιλεγέντων ατόμων,

Mutation: Συνάρτηση μετάλλαξης ατόμων,

Gen.: Μέγιστος αριθμός γενεών για την εφαρμογή του ΓΑ,

Stall GnL: το πλήθος των διαδοχικών γενεών, στις οποίες εάν δεν επιτευχθεί βελτίωση της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης ο ΓΑ τερματίζεται,

Cros.Fraction: Το ποσοστό του εκάστοτε πληθυσμού, εκτός από τα παιδιά που περιλαμβάνονται στην επιλογή Elite, το οποίο ουσιαστικά προέρχεται από διασταύρωση,

LB (L1_L2_m): Κατώτερα όρια των παραμέτρων του ΓΑ με σειρά L1, L2, m. Σε κάποιες εφαρμογές χρησιμοποιούνται περισσότερες από τρεις παράμετροι οπότε αναγράφονται αντίστοιχα,

UB (L1_L2_m): Ανώτερα όρια των παραμέτρων του ΓΑ με σειρά L1, L2, m. Σε κάποιες εφαρμογές χρησιμοποιούνται περισσότερες από τρεις παράμετροι οπότε αναγράφονται αντίστοιχα,

Συν.Αξιολ.: Συνάρτηση αξιολόγησης του ΓΑ όπου αναφέρεται είτε Απ.Αθ δηλαδή Απόλυτο Άθροισμα είτε Αθ. Δηλαδή Άθροισμα.

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ: Παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ, η τιμή του δείκτη Quality και ο φάκελος μέσα στο cd όπου βρίσκονται αποθηκευμένα τα αποτελέσματα του ΓΑ.

Επιπλέον στην στήλη creation και mutation αναφέρονται δυο συναρτήσεις οι **int_pop** και **int_mutation** οι οποίες δεν αναλύθηκαν παραπάνω καθώς δεν υπάρχουν μέσα στην εργαλειοθήκη του matlab. Οι συγκεκριμένες συναρτήσεις έχουν ως σκοπό να δημιουργούν ακέραιους αριθμούς στην επιλογή Creation και Mutation του ΓΑ. Ο κώδικας τους παρατίθεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «Δ».

ΔΕ CotdAzur1:

Ημερ Έναρξης	Ώρα Έναρξης	Ημερ Λήξης	Ώρα Λήξης	Χρόνος Εκτ/σης	Επαν	Pop Size	Crea-tion	Selection	Cros-ss-over	Mutation	Gen	Stall GnL	Cros. Fraction	LB (L1_L2_m)	UB (L1_L2_m)	Συν. Αξιολ.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ				
																	L1	L2	m	Quality	Φάκελος Αποτελεσμ.
20/6/11	8:23	20/6/11	19:00	10:37	100	40	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	30	10	0,8	0_0	20_20	Απ.Αθ	1	18	-	32,00%	20_06_2011_cotdazur
23/6/11	0:02	23/6/11	14:00	13:58	150	30	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	100	20	0,7	1_1_0,2	30_30_2	Απ.Αθ	1	19	1,2	34,50%	23_06_2011_cotdazur
4/7/11	1:15	4/7/11	7:31	6:16	150	20	Feasi-ble	Roulette	Interme-diate	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2	30_30_3	Απ.Αθ	3	20	3	35,20%	04_07_2011_cotdazur
5/7/11	16:02	8/7/11	0:15	56:17	150	25	Feasi-ble	Remainder	Heuristic	Adapt-feasible	100	10	0,8	1_1_0,2	35_35_4	Απ.Αθ	1	29	2	33,10%	05_07_2011_cotdazur
8/7/11	1:38	8/7/11	12:10	10:32	150	40	Feasi-ble	Stochastic	Twopoint	Uniform, 0.01	100	5	0,7	1_1_0,2	30_30_4	Απ.Αθ	1	29	0,2	31,50%	08_07_2011_cotdazur
9/7/11	0:45	9/7/11	11:41	10:56	150	40	Feasi-ble	Stochastic	Twopoint	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2	30_30_4	Απ.Αθ	2	26	2	34,50%	09_07_2011_cotdazur
3/7/11	19:15	4/7/11	23:59	4:44	100	20	Feasi-ble	Roulette	Interme-diate	Uniform, 0.01	100	12	0,7	1_1_0,2	30_30_3	Αθ.	28	5	1,4	3,00%	03_07_2011_cotdazur

Πίνακας 6.16 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur1

ΔΕ Budapest:

Ημερ Έναρξης	Ώρα Έναρξης	Ημερ Λήξης	Ώρα Λήξης	Χρόνος Εκτ/σης	Επαν	Pop Size	Crea-tion	Selection	Cros-ss-over	Mutation	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m)	UB (L1_L2_m)	Συν. Αξιολ.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ				
																	L1	L2	m	Quality	Φάκελος Αποτελεσμ.
19/6/11	15:30	19/6/11	20:42	5:12	100	20	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	30	10	0,8	0_0	20_20	Απ.Αθ	2	19	-	16,00%	19_06_2011_budapest
24/6/11	8:33	24/6/11	23:45	15:12	150	40	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	100	10	0,8	1_1_0,2	30_30_2	Απ.Αθ	2	25	2,2	16,50%	24_06_2011_budapest
25/6/11	7:23	25/6/11	16:44	9:21	150	10	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	100	20	0,5	1_1_0,2	30_30_2	Απ.Αθ	2	28	0,2	15,50%	25_06_2011_budapest
25/6/11	10:00	25/6/11	17:08	7:08	150	10	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	100	20	0,5	1_1_0,2	30_30_2	Απ.Αθ	2	21	2,2	16,06%	25_06_2011_budapest
26/6/11	1:05	26/6/11	23:24	22:19	150	50	Feasi-ble	Tourname-nt,6	Twopoint	Gaussian	150	10	0,7	1_1_0,2	40_40_3	Απ.Αθ	2	25	0,9	15,83%	26_06_2011_budapest
3/7/11	9:41	3/7/11	17:23	7:42	100	20	Feasi-ble	Roulette	Interme-diate	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2	30_30_3	Αθ	28	5	2,8	0,40%	03_07_2011_Budapest

Πίνακας 6.17 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Budapest

ΔΕ CotdAzur2:

Ημερ Έναρξης	Ώρα Έναρξης	Ημερ Λήξης	Ώρα Λήξης	Χρόνος Εκτ/σης	Επαν	Pop Size	Crea-tion	Selection	Cros-ss-over	Mutation	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m)	UB (L1_L2_m)	Συν. Αξιολ.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ				
																	L1	L2	m	Quality	Φάκελος Αποτελεσμ.
12/7/11	10:23	12/7/11	23:45	13:22	150	40	Feasi-ble	Stochastic	Twopoint	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1.0_1.0_0,2	30_30_4	Απ.Αθ	2	29	3,2	47,70%	12_07_2011_cotdazur2
13/7/11	18:00	14/7/11	8:07	14:07	100	20	int_pop	Uniform	Single point	Int_mutation	150	15	0,8	1.0_1.0_0,2	30_30_4	Απ.Αθ	2	30	3,2	47,68%	13_07_2011_cotdazur2
14/7/11	10:23	14/7/11	17:12	6:49	150	20	int_pop	Uniform	Single point	Int_mutation	150	15	0,8	1.0_1.0	30_30	Απ.Αθ	2	27	-	47,69%	14_07_2011_cotdazur2

Πίνακας 6.18 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur2

ΔΕ Normandy:

Ημερ Έναρξης	Ώρα Έναρξης	Ημερ Λήξης	Ώρα Λήξης	Χρόνος Εκτ/σης	Επαν	Pop Size	Crea-tion	Selection	Cros-ss-over	Mutation	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m)	UB (L1_L2_m)	Συν. Αξιολ.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ				
																	L1	L2	m	Quality	Φάκελος
22/6/11	0:03	22/6/11	8:22	8:19	100	20	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	30	10	0,8	0_0	20_20	Απ.Αθ	1	11	-	29,00%	22_06_2011_Normandy
22/6/11	9:24	22/6/11	19:15	9:51	100	30	Int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	40	10	0,7	1_1_0,2	30_30_2	Απ.Αθ	2	27	2	30,00%	22_06_2011_Normandy
29/6/11	1:05	30/6/11	4:23	27:23	150	50	Feas-ible	Tourname-nt,6	Twopoint	Gaussian	150	10	0,7	1_1_0,2	40_40_3	Απ.Αθ	2	24	1,5	29,00%	29_06_2011_Normandy
30/6/11	10:24	1/7/11	21:28	35:04	100	40	Feas-ible	Roulette	Interme-diate	Uniform, 0.01	100	12	0,6	1_1_0,2	30_30_3	Απ.Αθ	2	28	0,8	28,50%	30_06_2011_Normandy
3/7/11	0:03	3/7/11	8:25	8:22	100	15	Feas-ible	Roulette	Interme-diate	Uniform, 0.01	100	12	0,6	1_1_0,2	30_30_3	Αθ	29	12	2,6	4,10%	03_07_2011_Normandy

Πίνακας 6.19 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Normandy

ΔΕ Abidjan:

Ημερ Έναρξης	Ώρα Έναρξης	Ημερ Λήξης	Ώρα Λήξης	Χρόνος Εκτ/σης	Επαν	Pop Size	Crea-tion	Selection	Cros-ss-over	Mutation	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m)	UB (L1_L2_m)	Συν. Αξιολ.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ				
																	L1	L2	m	Quality	Φάκελος
21/6/11	8:15	21/6/11	12:35	4:20	100	20	int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	40	10	0,8	0_0	20_20	Απ.Αθ	1	11	-	32,00%	21_06_2011_abidjan
21/6/11	17:05	21/6/11	20:13	3:08	100	50	int_pop	Stochastic	Scattered	Int_mutation	100	30	0,8	0_0	20_20	Αθ	20	2	-	64,00%	21_06_2011_abidjan
8/7/11	16:08	8/7/11	17:25	1:17	150	40	Feas-ible	Stochastic	Twopoint	Uniform, 0.01	100	5	0,7	1_1_0,2	30_30_4	Απ.Αθ	2	23	2,4	29,00%	08_07_2011_abidjan
8/7/11	17:40	8/7/11	18:47	1:07	150	40	Feas-ible	Stochastic	Twopoint	Uniform, 0.01	100	5	0,7	1_1_0,2	30_30_4	Αθ	29	1	3,8	57,00%	08_07_2011_abidjan

Πίνακας 6.20 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Abidjan

Στις εφαρμογές του ΓΑ στις ΔΕ που αναφέρθηκαν παρατηρούνται τα εξής:

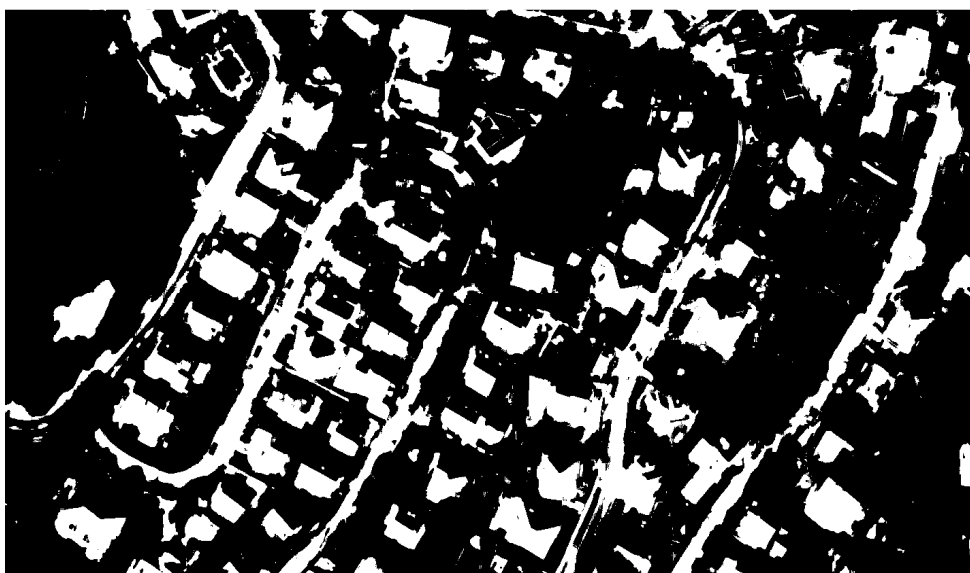
Τα ποσοστά επιτυχίας κυμαίνονται ανάλογα με την εικόνα. Συγκεκριμένα παρατηρείται τιμή δείκτη Quality ίση με 64% (Πίνακας 6.20) στην περίπτωση παγχρωματικής ΔΕ Abidjan στην οποία υπάρχει έντονη αντίθεση μεταξύ των στατιστικών τιμών φωτεινότητας των κτιριακών εγκαταστάσεων σε σχέση με αυτές του περιβάλλοντα χώρο με αποτέλεσμα τα κτίρια να ξεχωρίζουν αισθητά από το υπόλοιπο περιβάλλον. Όσον αφορά τις έγχρωμες εικόνες υπάρχει διακύμανση των αποτελεσμάτων που κυμαίνεται από 16,50% (Πίνακας 6.17) στην ΔΕ Budapest και φτάνει στο 47,70% (Πίνακας 6.18) για την ΔΕ CotdAzur2. Τα ποσοστά αυτά είναι συνάρτηση της αντίθεσης των στατιστικών τιμών φωτεινότητας των κτιριακών εγκαταστάσεων σε σχέση με τον περιβάλλοντα χώρο.

Η εφαρμογή του ΓΑ με την συγκεκριμένη συνάρτηση αξιολόγησης, η οποία αν και δεν αποτελεί μια φυσική έννοια που να συνδέεται με την εικόνα αλλά απλά μια μαθηματική έννοια, έδωσε αποτελέσματα που μπορούν να χαρακτηριστούν ικανοποιητικά, δεδομένου ότι μέσω των αποτελεσμάτων που έδωσε ο ΓΑ μπορεί να επιτευχθεί ένας αρχικός, μέσος ικανοποιητικός εντοπισμός των κτιριακών εγκαταστάσεων σε μια εικόνα.

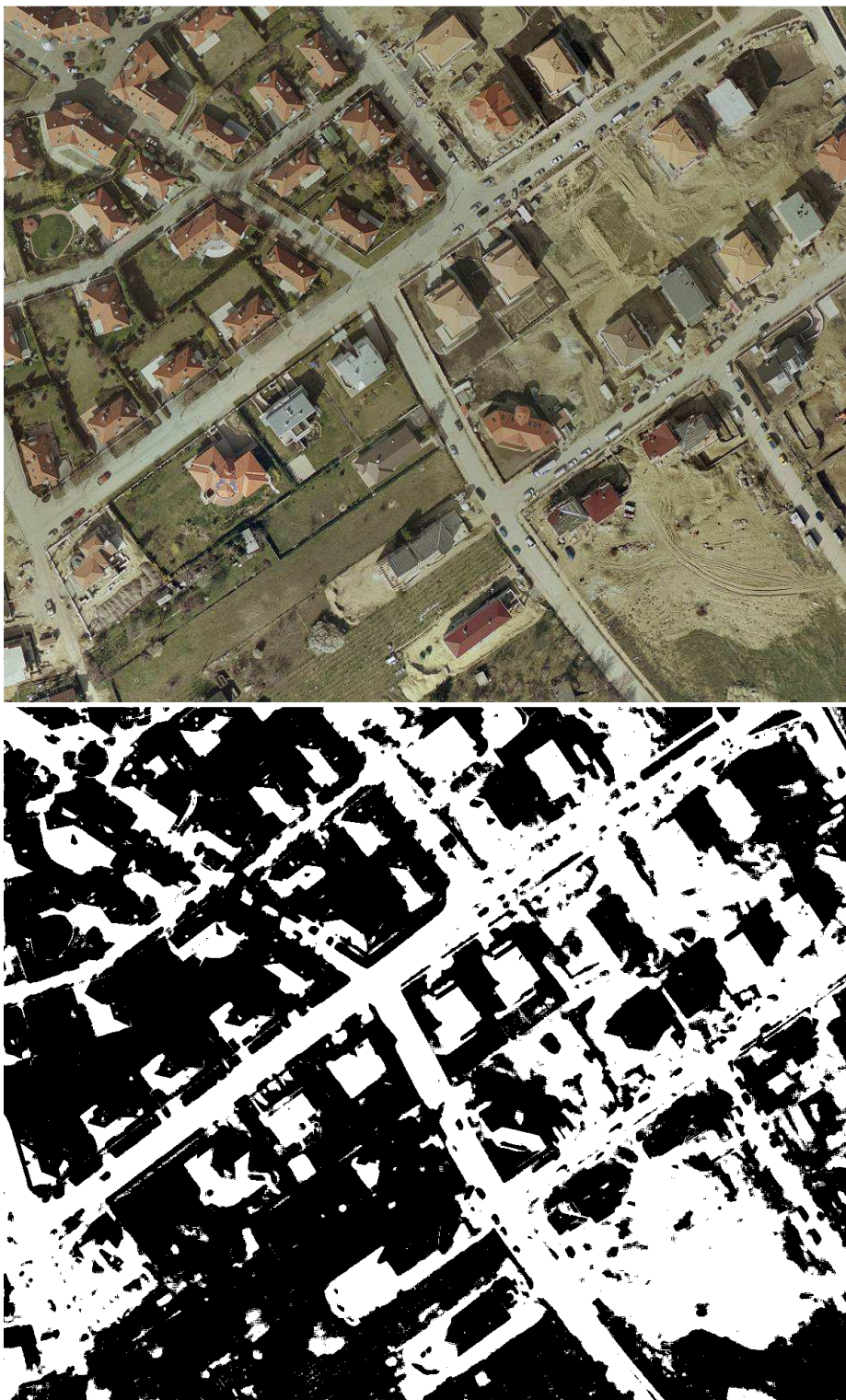
Με την εφαρμογή διαφορετικών επιλογών στις δυνατότητες του ΓΑ παρατηρήθηκε αυξομείωση της τιμής του δείκτη Quality η οποία στην ΔΕ CotdAzur1 έφτασε περίπου τέσσερις ποσοστιαίες μονάδες (Πίνακας 6.16). Για τον λόγο αυτό πρέπει να δίνεται σημασία στις επιλογές του ΓΑ ώστε να αποφεύγεται το ενδεχόμενο εντοπισμού τοπικών ελαχίστων της συνάρτησης αξιολόγησης, όπως π.χ. όχι πολύ μικρός αρχικός πληθυσμός.

Μεγάλη σημασία διαδραματίζει και ο συνολικός χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ ο οποίος είναι συνυφασμένος με τις επιλογές των δυνατοτήτων του ΓΑ. Για παράδειγμα στην ΔΕ CotdAzur1 (Πίνακας 6.16) υπάρχουν χρόνοι εκτέλεσης που κυμαίνονται από 6 ώρες περίπου και φτάνουν τις 56 ώρες περίπου, ανάλογα με τις επιλογές που έγιναν στην εφαρμογή του ΓΑ. Ωστόσο παρατηρείται ότι η καλύτερη τιμή του δείκτη Quality (35,20%) προέκυψε από την εκτέλεση με τις λιγότερες ώρες, καθώς λόγω των επιλογών του ΓΑ υπήρξε γρηγορότερα εντοπισμός ολικού ακρότατου της συνάρτησης αξιολόγησης. Δεν συνεπάγεται δηλαδή ότι μεγαλύτερος χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου οδηγεί και σε καλύτερα αποτελέσματα αναγκαστικά. Είναι πολύ πιθανό ο μεγαλύτερος χρόνος εκτέλεσης να σχετίζεται με την μη ορθή επιλογή παραμέτρων στις δυνατότητες εφαρμογής του ΓΑ. Για τον λόγο αυτό πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στις επιλογές αυτές.

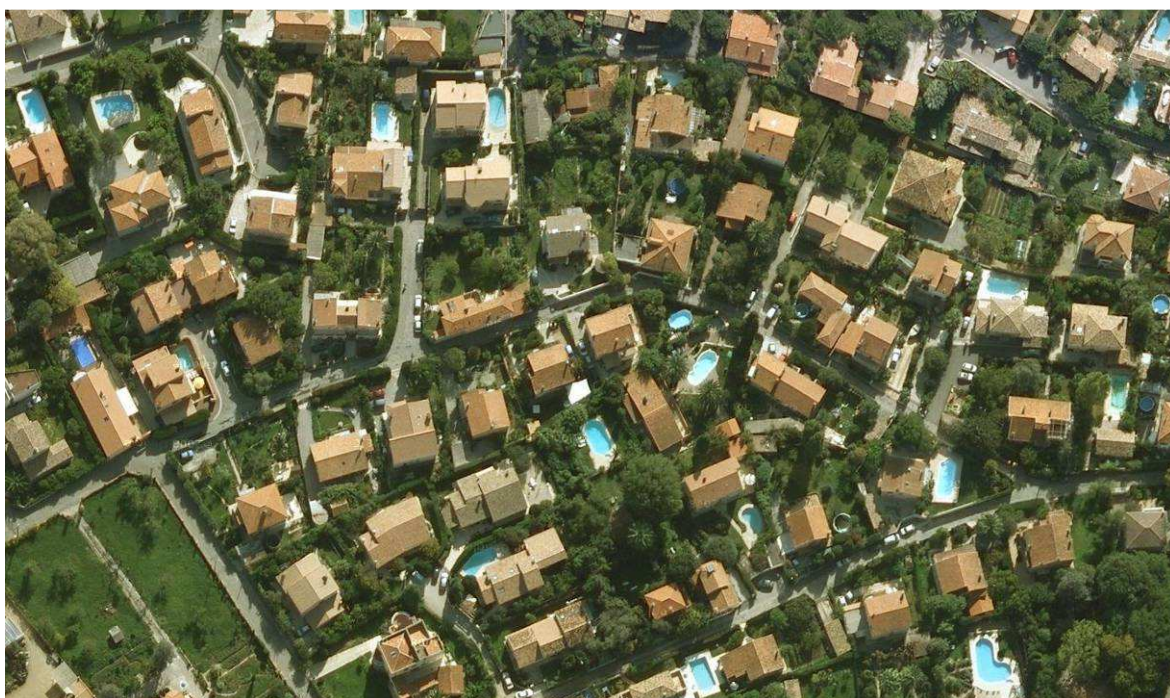
Στις εικόνες 6.14 - 6.18 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της βέλτιστης ταξινόμησης σε κάθε εικόνα, με βάση την τιμή του δείκτη Quality, η οποία προέκυψε από την εφαρμογή στον αλγόριθμο των Mumford - Shah, των παραμέτρων που προήλθαν ως αποτέλεσμα του ΓΑ.

ΔΕ CotdAzur1:

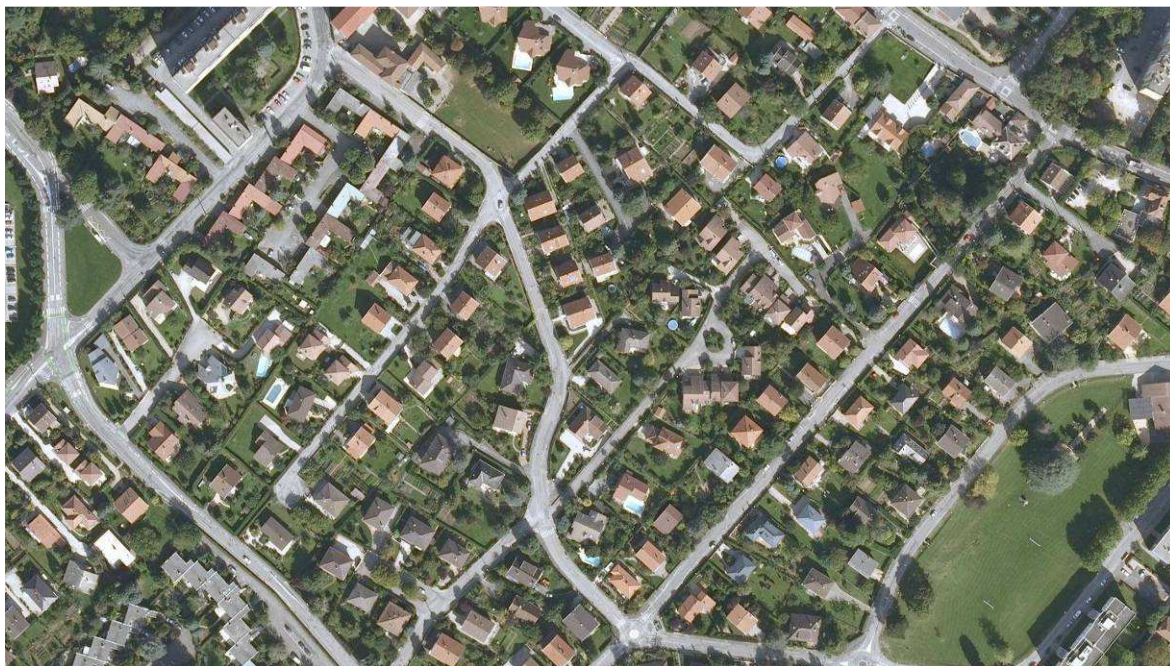
Εικόνα 6.14 - ΔΕ CotdAzur1 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=3$, $L2=20$ και $m=3$ ($Q=35,20\%$)

ΔΕ Budapest:

Εικόνα 6.15 - ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=21$ και $m=2.2$ ($Q=16,50\%$)

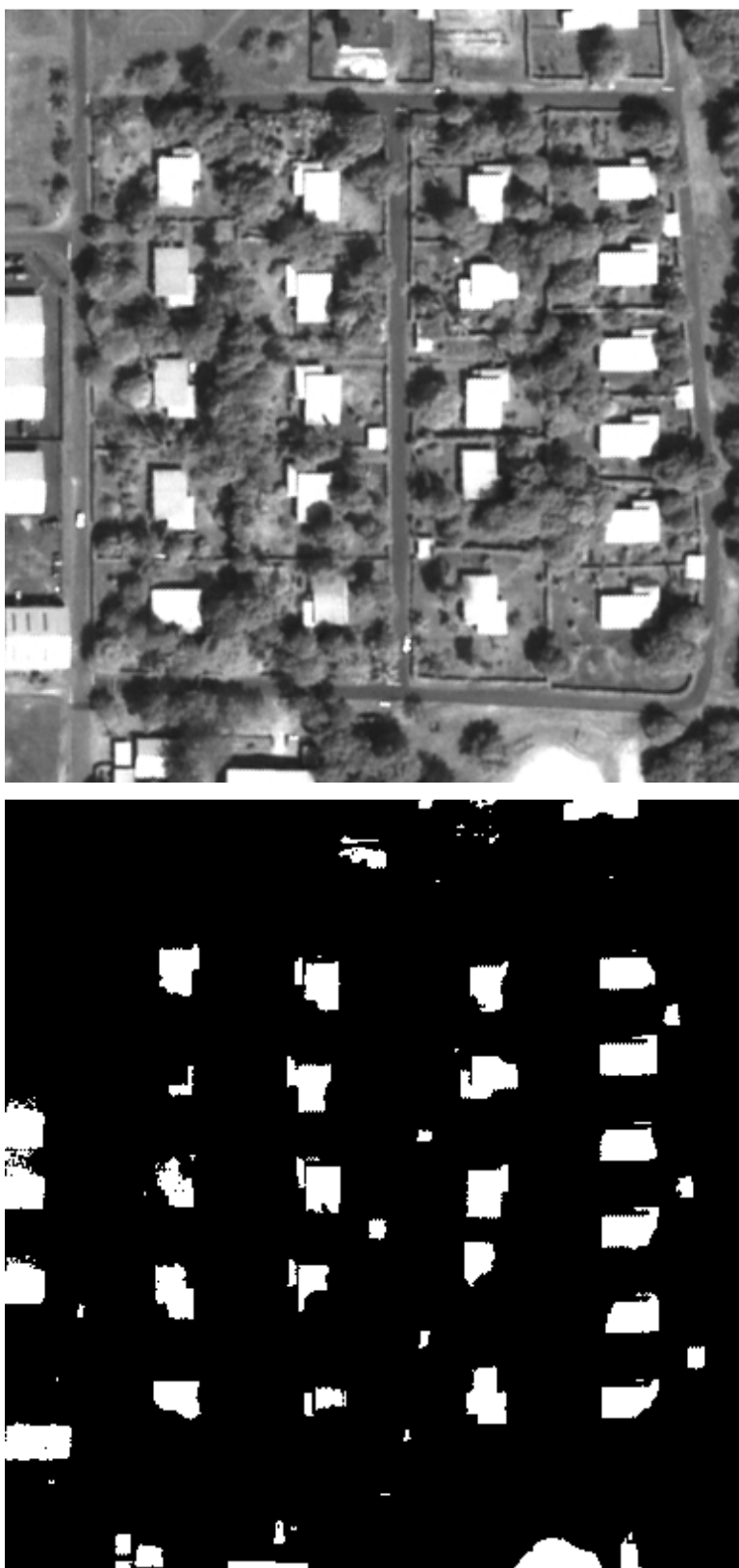
ΔΕ CotdAzur2:

Εικόνα 6.16 - ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=29$ και $m=3.2$ ($Q=47,70\%$)

ΔΕ Normandy:

Εικόνα 6.17 - ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=27$ και $m=2$ ($Q=30\%$)

ΔΕ Abidjan:



Εικόνα 6.18 - ΔΕ Abidjan IKONOS παγχρωματική και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=20$, $L2=2$ και $m=2$ ($Q=64\%$)

6.3 Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου, με Συνάρτηση Αξιολόγησης το Αντίστροφο του Δείκτη Quality

Στην ενότητα αυτή πραγματοποιείται εφαρμογή του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το αντίστροφο του δείκτη Quality. Αποτελεί την δεύτερη προσέγγιση στην εφαρμογή του ΓΑ, η οποία καθίσταται ορθότερη σε σύγκριση με την προηγούμενη, καθότι όπως αναφέρθηκε ήδη, σκοπός της συγκεκριμένης διπλωματικής αποτελεί η αρχική δημιουργία ενός συστήματος και όχι ο έλεγχος ενός ήδη υπάρχοντος συστήματος.

Στόχος της τεχνικής αυτής ήταν να μην εφαρμοστεί ο ΓΑ στην αρχική εικόνα, δεδομένου ότι μπορεί να αποτελεί εικόνα μεγάλου μεγέθους, με αποτέλεσμα την χρονοβόρα εκτέλεση του προγράμματος για εξαγωγή αποτελέσματος, αλλά σε τμήματα αυτής τα οποία αποτελούν και εικόνες μικρότερου μεγέθους. Με τον τρόπο αυτό αποφεύγονται εκτελέσεις του προγράμματος μεγάλης διάρκειας οι οποίες μπορεί να καταστήσουν την όλη εφαρμογή μη συμφέρουσα. Ωστόσο προκειμένου να ελεγχθούν εάν οι τιμές των παραμέτρων που προέρχονται από τα τμήματα της κάθε εικόνας ισχύουν πράγματι και στο σύνολο της αντίστοιχης εικόνας, και καθότι αυτό ήταν ο σκοπός της διπλωματικής, πραγματοποιήθηκε αριθμός εφαρμογών του ΓΑ και σε κάθε αρχική εικόνα ξεχωριστά, παρά την χρονοβόρα εκτέλεση του προγράμματος. Οι εφαρμογές αυτές έγιναν και για τον λόγο ότι πραγματοποιείται προσπάθεια για την αρχική δημιουργία ενός συστήματος. Εάν υπήρχε ήδη κάποιο σύστημα ελεγμένο που να λειτουργεί κατ' αυτό τον τρόπο τότε οι εφαρμογές σε ολόκληρη την εικόνα δεν θα ήταν απαραίτητες.

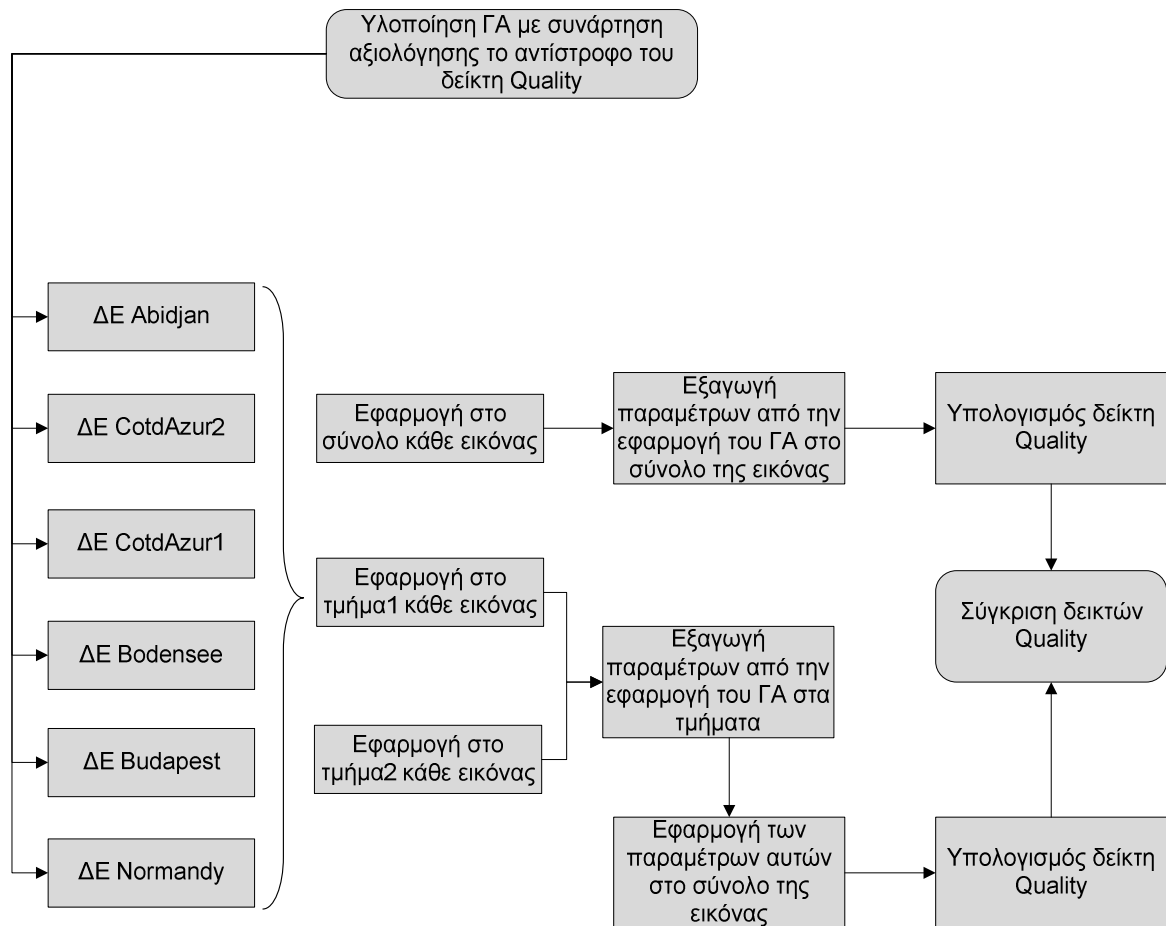
Εφαρμογή έγινε στις έξι εικόνες που παρουσιάστηκαν στο εδάφιο 5.4 καθώς και σε τμήματα αυτών. Συγκεκριμένα επιλέχτηκαν από κάθε εικόνα δυο τμήματα το καθένα από τα οποία κάλυπτε ποσοστό από 15% - 40% της αρχικής εικόνας. Τα τμήματα αυτά πρέπει να ακολουθούν την ποικιλομορφία της αρχικής εικόνας. Εάν είναι δυνατόν να εκφράζουν μια μικρογραφία της αρχικής εικόνας. Δεν πρέπει να επιλέγονται εντελώς τυχαία καθότι εάν π.χ. σε μια εικόνα όπου υπάρχουν κτίρια στο 90% αυτής και μια έκταση στο 10% αυτής η επιλογή του τμήματος πρέπει να γίνεται από την περιοχή του 90%. Για τα τμήματα αυτά δημιουργήθηκαν οι αληθείς εικόνες και στην συνέχεια εφαρμόστηκε ο ΓΑ, ώστε να εξαχθούν τιμές παραμέτρων αλλά και το αποτέλεσμα του δείκτη Quality για αυτές τις τιμές. Οι τιμές των παραμέτρων αυτών εφαρμόστηκαν στις αντίστοιχες αρχικές εικόνες ώστε να διαπιστωθεί φωτοερμηνευτικά εάν με βάση τις τιμές αυτές, η εξαγωγή κτιριακών εγκαταστάσεων ήταν ικανοποιητική, με ταυτόχρονο έλεγχο του δείκτη Quality.

Η ανάπτυξη των περιπτώσεων παρουσιάζεται με την εξής δομή:

- Παρουσίαση σε πίνακα, ανά εικόνα, των **εφαρμογών** του ΓΑ. Για κάθε εφαρμογή τόσο στο **σύνολο** της εικόνας όσο και στα **τμήματα** αυτής εμφανίζονται όλα τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και τα αποτελέσματα που προέκυψαν. Στους πίνακες αυτούς εμφανίζονται οι αντίστοιχες στήλες που παρουσιάστηκαν και στην παράγραφο 6.2.2. Επιπλέον προστίθεται η στήλη που αντιστοιχεί στην παράμετρο του αλγορίθμου dt και αφαιρείται η στήλη της συνάρτησης αξιολόγησης καθώς σε όλες τις εφαρμογές είναι η ίδια.
- Εμφάνιση των **ταξινομήσεων** που προέκυψαν με βάση τα αποτελέσματα εφαρμογής του ΓΑ για κάθε τμήμα της αρχικής εικόνας. Προκειμένου να υπάρχει οπτική σύγκριση παρουσιάζονται το αρχικό τμήμα της εικόνας καθώς και η αληθής εικόνα αυτού.

- Παρουσίαση σε πίνακα των συγκεντρωτικών **αποτελεσμάτων** των τιμών των παραμέτρων από τις **εφαρμογές** του ΓΑ στα τμήματα της κάθε εικόνας. Επιπλέον για κάθε εφαρμογή του ΓΑ εμφανίζεται σε ξεχωριστή στήλη το ποσοστό του δείκτη Quality που επιτεύχθηκε για αυτές τις παραμέτρους με βάση τον αλγόριθμο του Mumford - Shah, καθώς και σε δεύτερη στήλη το ποσοστό του δείκτη Quality που προκύπτει με εφαρμογή των παραμέτρων αυτών στην εκάστη αρχική εικόνα.
- Τέλος, παρουσιάζεται η **βέλτιστη** ταξινόμηση που προέκυψε από τον πίνακα που αναφέρθηκε πριν, για το σύνολο της αρχικής εικόνας. Για οπτική σύγκριση εμφανίζεται και η αρχική εικόνα ώστε να μπορέσει ο αναγνώστης να εξαγάγει άμεσα συμπέρασμα για το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Το διάγραμμα ροής για την διαδικασία που θα αναλυθεί έχει ως εξής:



Εικόνα 6.19 - Διάγραμμα ροής εφαρμογής του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το αντίστροφο του δείκτη Quality

6.3.1 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Abidjan

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν για κάθε τμήμα, με βάση την εφαρμογή του ΓΑ ήταν σχεδόν τα ίδια για όλες τις εφαρμογές, τόσο με τρεις παραμέτρους όσο και με πέντε. Αυτό συνεπάγεται ότι δεν ήταν απαραίτητη η εφαρμογή του ΓΑ με πέντε παραμέτρους και κατ' επέκταση η καθυστέρηση στην εξαγωγή αποτελεσμάτων. Για παράδειγμα στο τμήμα 1 της εικόνας του πίνακα 6.21, η εφαρμογή με τρεις παραμέτρους διήρκησε 30 λεπτά ενώ με 5 παραμέτρους 1 ώρα και 1 λεπτό. Παρατηρείτε διαφορά στο ποσοστό του δείκτη Quality της τάξης του 14% ανάμεσα στα τμήματα 1 και 2 (Τμήμα 1 Quality=64,09%, Τμήμα 2 Quality=78,77%), όμως δεν υπάρχουν διαφορές στον δείκτη ανάμεσα στις εφαρμογές κάθε τμήματος. Η διαφορά του δείκτη ανάμεσα στα δυο τμήματα εξηγείται από το ότι στο τμήμα 2 τα κτίρια είναι ομοιόμορφα κατανομημένα σε όλο το εύρος της εικόνας, ενώ στο τμήμα 1 υπάρχει κάποιο τμήμα το οποίο δεν περιέχει κτίρια ενώ έχουν εντοπιστεί κάποια υποτιθέμενα κτίρια στο τμήμα αυτό.

Στον πίνακα 6.21 εμφανίζονται οι εφαρμογές του ΓΑ στο σύνολο αλλά και στα τμήματα της ΔΕ Abidjan, οι επιλογές στις δυνατότητες του ΓΑ και τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ.

Στον πίνακα 6.22 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ στα τμήματα της ΔΕ Abidjan. Στην τελευταία στήλη του πίνακα παρουσιάζεται η τιμή του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ ενώ στην προτελευταία στήλη η τιμή του δείκτη που προκύπτει για την ΔΕ Abidjan με εφαρμογή των τιμών των παραμέτρων που προέκυψαν για τα τμήματα, στο σύνολο της εικόνας. Από τις δυο τελευταίες στήλες του πίνακα αυτού διαφαίνεται ότι πράγματι μπορούν να εφαρμοστούν οι παράμετροι που προέκυψαν από τα τμήματα της εικόνας, σε όλη την εικόνα. Ιδιαίτερη προσοχή ωστόσο πρέπει να δίνεται στην επιλογή των τμημάτων ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά του συνόλου της εικόνας. Να αποτελούν δηλαδή ει δυνατόν μια μικρογραφία της αρχικής εικόνας με το σύνολο της ποικιλομορφίας της. Παρατηρείται ότι τα ποσοστά του δείκτη Quality σε όλη την εικόνα είναι αυξημένα σε σχέση με τα αντίστοιχα από το τμήμα 1 της εικόνας αλλά μειωμένα σε σχέση με αυτά του τμήματος 2. Η διαφορά αυτή φτάνει σε τιμές 5,08% για το πρώτο τμήμα (69,08% - 64,00%) και 8,79% (78,77% - 68,98%) για το δεύτερο. Επιπλέον τα ποσοστά που επιτεύχθηκαν για την αρχική εικόνα μέσω της τεχνικής αυτής (69,21%), είναι **σχεδόν τα ίδια** με αυτά που προέκυψαν με εφαρμογή του ΓΑ κατευθείαν στην αρχική εικόνα (69,27%) αλλά με κέρδος χρόνου που αγγίζει την μία ώρα (1 ώρα και 1 λεπτό έναντι 2 ωρών).

Το αποτέλεσμα της **βέλτιστης** ταξινόμησης για την ΔΕ εικόνα Abidjan, που προκύπτει από την εφαρμογή 5 του αλγορίθμου Mumford - Shah στον πίνακα 6.22, παρουσιάζεται στην εικόνα 6.30.

ΔΕ Abidjan:

Ημερ Έναρ.	Ώρα Έναρ	Ημερ Λήξ.	Ώρα Λήξ.	Χρ. Εκτ.	Επ.	dt	Pop Size	Crea-tion	Selec-tion	Cros-ss-over	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qua-lity	Φάκελος
ΔΕ Abidjan																							
6/8/11	9:15	6/8/11	11:25	2:10	200	0,1	20	Int_pop	Stocha-stic	Two point	Int_mutation	100	20	0,8	1_1_0,2	20_30_10	7	6	0,2	-	-	69,06%	06_08_2011_abidjan
6/8/11	14:20	6/8/11	15:50	1:30	150	0,1	40	Feasi-ble	Roulet-te	Interm-ediate	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2	20_20_5	10,8	8,8	2,5	-	-	69,07%	06_08_2011_abidjan_1
6/8/11	17:45	6/8/11	19:45	2:00	300	0,1	40	Feasi-ble	Remai-nder	Single point	Int_mutation	100	20	0,7	1_1_0,2	20_20_5	11	9	4,2	-	-	69,05%	06_08_2011_abidjan_2
10/9/11	13:40	10/9/11	15:05	2:00	-	-	20	Feasi-ble	Feasi-ble	Scat-tered	Adapt-feasible	100	15	0,8	1_1_0,2_0,000001_100	20_20_10_0,1_1000	20,2	11,2	1,2	0,0005	101	69,27%	10_09_2011_abidjan
Τμήμα 1 της ΔΕ Abidjan																							
28/8/11	15:20	28/8/11	15:50	0:30	200	0,01	20	Feasi-ble	Remai-nder	Two point	Adapt-feasible	100	15	0,7	1_1_0,2	20_20_10	20,2	9,95	6,6	-	-	64,00%	28_08_2011_abidjan1
28/8/11	15:55	28/8/11	16:35	0:40	300	0,001	40	Int_pop	Roulet-te	Interm-ediate	Int_mutation	100	10	0,8	1_1_0,2	30_15_10	25,5	11	3,4	-	-	64,09%	28_08_2011_abidjan1_1
28/8/11	19:30	28/8/11	20:31	1:01	-	-	40	Int_pop	Stocha-stic	Interm-ediate	Int_mutation	100	10	0,8	1_1_0,2_0,000001_100	30_15_10_0,1_1000	24,7	10,9	3,8	0,0008	240	64,01%	28_08_2011_abidjan1_2
Τμήμα 2 της ΔΕ Abidjan																							
30/8/11	17:15	30/8/11	18:00	0:45	300	0,01	40	Int_pop	Roulet-te	Two point	Int_mutation	100	10	0,8	1_1_0,2	40_20_10	21	18	3,2	-	-	78,43%	30_08_2011_abidjan2
30/8/11	18:20	30/8/11	19:19	0:59	500	0,001	20	Feasi-ble	Stocha-stic	Interm-ediate	Int_mutation	100	20	0,7	1_1_0,2	30_20_10	14,9	8,8	1,8	-	-	78,52%	30_08_2011_abidjan2_1
30/8/11	21:00	30/8/11	23:15	2:15	-	-	40	Feasi-ble	Stocha-stic	Interm-ediate	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2_0,000001_100	30_15_10_0,1_1000	13,6	8,9	9,3	0,0001	820	78,77%	30_08_2011_abidjan2_2

Πίνακας 6.21 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Abidjan και στα τμήματα αυτής

Οι ταξινομήσεις που προκύπτουν για τα τμήματα των εικόνων, με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 6.21 παρουσιάζονται στις εικόνες παρακάτω.

Τμήμα 1:



Εικόνα 6.20 - Τμήμα 1 της ΔΕ Abidjan ΙΚΟΝΟΣ παγχρωματική, με διαστάσεις σε pixel 253 x 225



Εικόνα 6.21 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Abidjan



Εικόνα 6.22 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=64,00%)



Εικόνα 6.23 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=64,09%)



Εικόνα 6.24 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=64,01%)

Τμήμα 2:



Εικόνα 6.25 - Τμήμα 2 της ΔΕ Abidjan
IKONOS παγχρωματική με διαστάσεις σε
pixel 226 x 270



Εικόνα 6.26 - Ground truth image του
τμήματος 2 της ΔΕ Abidjan



Εικόνα 6.27 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=78,43%)



Εικόνα 6.28 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=78,52%)



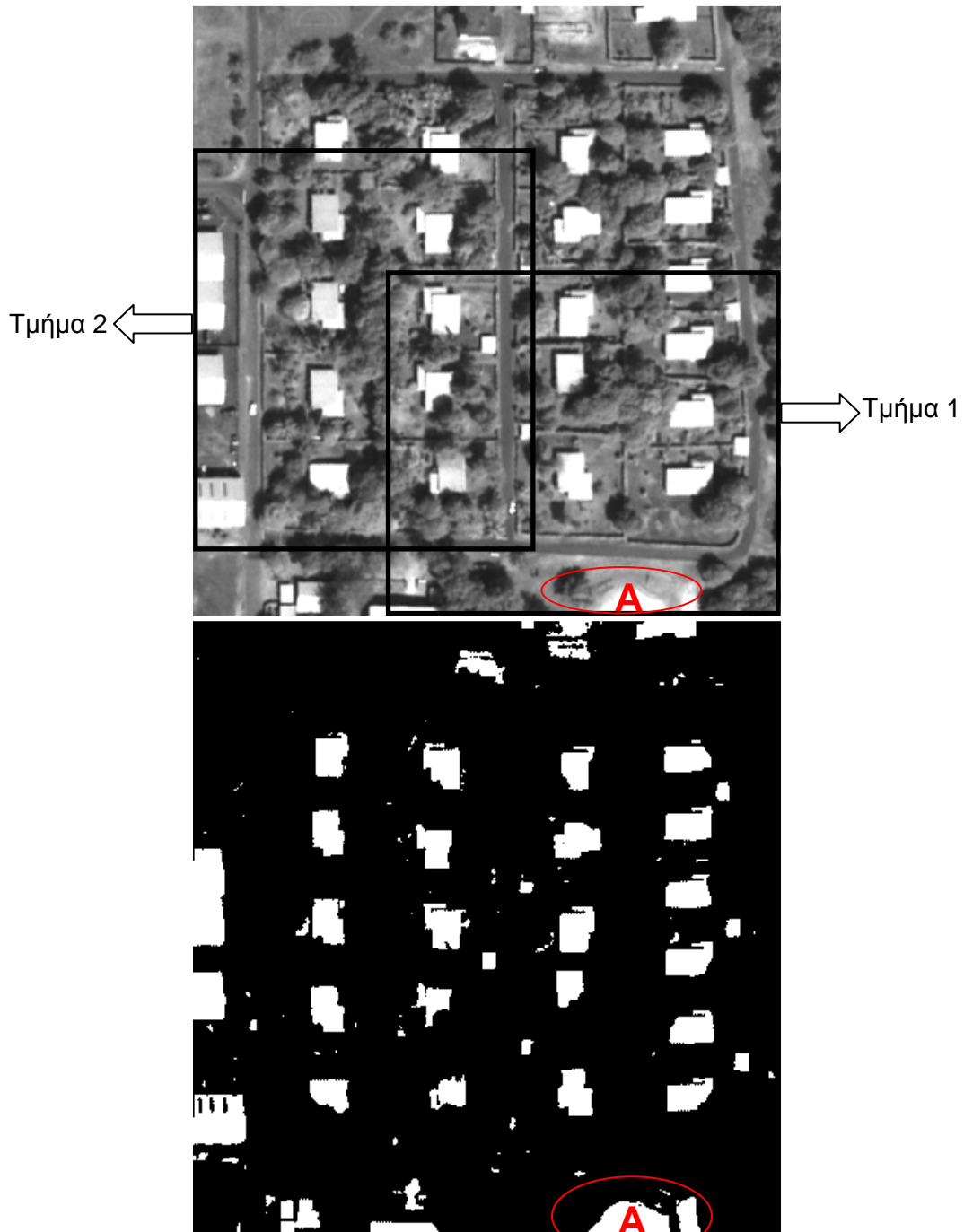
Εικόνα 6.29 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=78,77%)

Εφαρμόζοντας τις παραμέτρους, που προέκυψαν από κάθε εκτέλεση του ΓΑ στα τμήματα 1 και 2 της αρχικής εικόνας, στο σύνολο πλέον της ΔΕ Abidjan προκύπτουν τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην προτελευταία στήλη του πίνακα 6.22.

A/A	N	dt	L1	L2	m	Quality σε όλη την εικόνα	Quality στο τμήμα της εικόνας
1	200	0,01	20,1862	9,9523	6,6200	68,91%	64,00%
2	300	0,001	25,5463	10,9824	3,4722	69,08%	64,09%
3	240	0,00079	2,0000	29,0000	13,2000	69,14%	64,01%
4	300	0,01	21,0000	18,0000	3,2000	69,12%	78,43%
5	500	0,001	14,9708	8,8235	1,8548	69,21%	78,52%
6	821	0,0001	13,6062	8,8500	9,2699	68,98%	78,77%

Πίνακας 6.22 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Abidjan

Στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.30 παρατηρείται ότι διακρίνονται σαφώς τα κτίρια σε μεγάλο ποσοστό, κυρίως στο σύνολο τους και επιπλέον το ποσοστό του δείκτη Quality είναι σαφώς ικανοποιητικό (69,21%). Ωστόσο παρουσιάζονται τμήματα της εικόνας που έχουν εντοπιστεί ως κτίρια ενώ στην πραγματικότητα δεν αποτελούν κτίρια (A). Η ταξινόμηση αυτή κρίνεται σε γενικές γραμμές ως βέλτιστη.



Εικόνα 6.30 - ΔΕ Abidjan IKONOS παγχρωματική και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=14,97$, $L2=8,82$, $m=1,85$, $dt=0,001$, $N=500$ ($Q=69,21\%$)

6.3.2 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur1

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν για κάθε τμήμα, με βάση την εφαρμογή του ΓΑ κρίνονται ικανοποιητικά. Στο πρώτο τμήμα της εικόνας το ποσοστό του δείκτη πλησίασε το 38% ενώ στο δεύτερο τμήμα έφτασε το 32,28%, για την εφαρμογή του ΓΑ με 5 παραμέτρους. Τα ποσοστά του δείκτη Quality σε κάθε τμήμα ήταν σχεδόν τα ίδια σε όλες τις εφαρμογές με εξαίρεση την τελευταία εφαρμογή στο τμήμα 2 με 5 παραμέτρους (Quality=32,28%). Έχουν εντοπιστεί και στα δυο τμήματα, όλα τα κτίρια είτε στο σύνολο τους είτε μέρος αυτών. Οι δρόμοι έχουν εντοπιστεί σε μικρό ποσοστό. Ακόμα όμως και αυτό το μικρό ποσοστό κυρίως στο πρώτο τμήμα επηρεάζει την τιμή του δείκτη Quality. Όσον αφορά το οπτικό αποτέλεσμα και στα δυο τμήματα παρατηρείται ότι η εφαρμογή του ΓΑ με τις 5 παραμέτρους είναι η βέλτιστη. Αυτό επιβεβαιώνει την σωστή εφαρμογή του ΓΑ για αυτές τις παραμέτρους. Τα ποσοστά που επιτυγχάνονται είναι ικανοποιητικά καθώς οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας των κτιρίων διαφέρουν αισθητά από αυτές του περιβάλλοντα χώρου.

Στις εφαρμογές με 3 παραμέτρους ο χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ ήταν μικρότερος από τον αντίστοιχο των εφαρμογών με 5 παραμέτρους. Για παράδειγμα στο τμήμα 1 της εικόνας του πίνακα 6.23, εφαρμογή με τρεις παραμέτρους διήρκεσε 1 ώρα και 40 λεπτά (Quality = 37,85%) ενώ με 5 παραμέτρους 7 ώρες και 57 λεπτά (Quality=37,99%).

Στον πίνακα 6.23 εμφανίζονται οι εφαρμογές του ΓΑ στο σύνολο αλλά και στα τμήματα της ΔΕ CotdAzur1, οι επιλογές στις δυνατότητες του ΓΑ και τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ.

Στον πίνακα 6.24 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ στα τμήματα της ΔΕ CotdAzur1. Στην τελευταία στήλη του πίνακα παρουσιάζεται η τιμή του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ ενώ στην προτελευταία στήλη η τιμή του δείκτη που προκύπτει για την ΔΕ CotdAzur1 με εφαρμογή των τιμών των παραμέτρων που προέκυψαν για τα τμήματα, στο σύνολο της εικόνας. Από τις δυο τελευταίες στήλες του πίνακα αυτού διαφαίνεται ότι πράγματι μπορούν να εφαρμοστούν οι παράμετροι που προέκυψαν από τα τμήματα της εικόνας, σε όλη την εικόνα. Ιδιαίτερη προσοχή ωστόσο πρέπει να δίνεται στην επιλογή των τμημάτων ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά του συνόλου της εικόνας. Να αποτελούν δηλαδή ει δυνατόν μια μικρογραφία της αρχικής εικόνας με το σύνολο της ποικιλομορφίας της. Παρατηρείται ότι τα ποσοστά του δείκτη Quality σε όλη την εικόνα είναι μειωμένα σε σχέση με τα αντίστοιχα από το τμήμα 1 της εικόνας αλλά αυξημένα σε σχέση με αυτά του τμήματος 2. Η διαφορά αυτή φτάνει σε τιμές 4,95% για το τμήμα 1 (38,12% - 33,17%) και 5,32% (33,84% - 28,52%) για το τμήμα 2. Επιπλέον τα ποσοστά που επιτεύχθηκαν για την αρχική εικόνα μέσω της τεχνικής αυτής (33,84%), είναι **σχεδόν τα ίδια** με αυτά που προέκυψαν με εφαρμογή του ΓΑ κατευθείαν στην αρχική εικόνα (33,87%) αλλά με **κέρδος χρόνου** που αγγίζει τις 18 ώρες και 14 λεπτά (2 ώρες και 21 λεπτό έναντι 20 ωρών και 35 λεπτών).

Το αποτέλεσμα της **βέλτιστης** ταξινόμησης για την ΔΕ εικόνα CotdAzur1, που προκύπτει από την εφαρμογή 7 του αλγορίθμου Mumford - Shah στον πίνακα 6.24, παρουσιάζεται στην εικόνα 6.43.

ΔΕ CotdAzur1:

Ημερ Έναρ.	Ώρα Έναρ	Ημερ Λήξ.	Ώρα Λήξ.	Χρ. Εκτ.	Επ.	dt	Pop Size	Crea-tion	Selec-tion	Cros-sover	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qual-ity	Φάκελος
ΔΕ CotdAzur1																							
4/8/11	0:07	4/8/11	13:02	12:55	150	0,1	20	int_p op	selecti onstoc	crosso vertwo	int_muta tion	100	15	0,8	1_1_0.2	10_50_15	5	45	9,2	-	-	33, 86%	04_08_2011_ cotdazur1
5/8/11	0:05	5/8/11	20:40	20:35	150	0,1	40	Feasi ble	selecti onrem	crosso verscat	mutation adaptfea	100	20	0,7	1_1_0.2	15_60_20	5,8	52,4	20,8	-	-	33, 87%	05_08_2011_ cotdazur1
Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur1																							
1/8/11	10:50	1/8/11	12:50	2:00	150	0,1	20	Int_ pop	Stocha -stic	Single point	Int_ mutation	100	20	0,8	1_1_0.2	40_40_10	4	26	3,2	-	-	38, 09%	01_08_2011_ cotdazur1_1
1/8/11	14:05	1/8/11	18:05	4:00	150	0,1	40	Feasi -ble	Stocha -stic	Two point	Uniform, 0.01	100	20	0,7	1_1_0.2	20_40_10	5,7	35,4	8,2	-	-	38, 11%	01_08_2011_ cotdazur1_1_1
1/8/11	21:05	1/8/11	22:45	1:40	200	0,1	10	Int_ pop	Roulet- te	Interm- ediate	Uniform, 0.01	100	20	0,5	1_1_0.2	20_40_10	7	35,9	8,2	-	-	37, 85%	01_08_2011_ cotdazur1_1_2
7/9/11	9:23	7/9/11	17:20	7:57	-	-	20	Feasi -ble	Remai- nder	Scat- tered	Int_ mutation	100	15	0,8	1_1_0.2_ 0,000001_100	20_50_15_ 0,1_1000	3,9	13,2	10,7	0,00 0093	928	37, 99%	07_09_2011_ cotdazur1_1
Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur1																							
2/8/11	8:20	2/8/11	9:52	1:32	200	0,1	10	Int_ pop	Roulet- te	Interm- ediate	Adapt- feasible	100	20	0,5	1_1_0.2	20_40_10	2,7	23,9	5	-	-	28, 53%	02_08_2011_ cotdazur1_2
3/8/11	0:05	3/8/11	2:40	2:35	150	0,1	40	Feasi -ble	Stocha -stic	Two point	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0.2	10_40_10	0,9	8,4	4,8	-	-	28, 69%	03_08_2011_ cotdazur1_2
3/8/11	7:24	3/8/11	09:45	2:21	150	0,1	20	Int_ pop	Stocha -stic	Two point	Int_ mutation	100	10	0,8	1_1_0.2	10_50_15	3	27	14,2	-	-	28, 52%	03_08_2011_ cotdazur1_2_1
7/9/11	16:19	7/9/11	23:53	7:34	-	-	20	Feasi -ble	Remai- nder	Scat- tered	Uniform, 0.01	100	15	0,8	1_1_0.2_ 0,000001_100	20_50_15_ 0,1_1000	5,7	48,2	4,4	0,00 015	765	32, 28%	07_09_2011_ cotdazur1_2

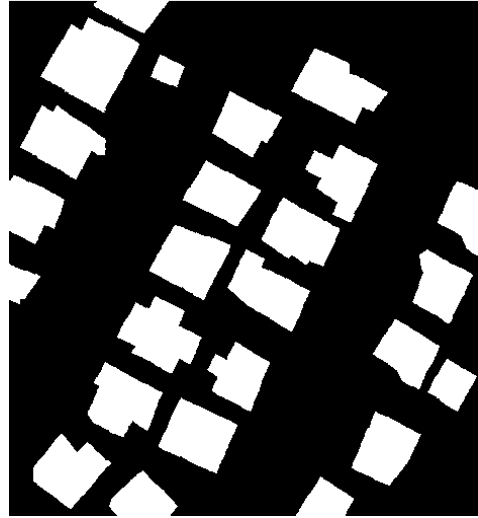
Πίνακας 6.23 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur1 και στα τμήματα αυτής

Οι ταξινομήσεις που προκύπτουν για τα τμήματα των εικόνων, με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 6.23 παρουσιάζονται στις εικόνες παρακάτω.

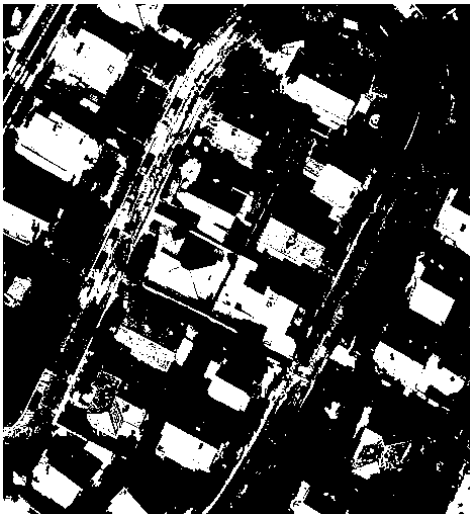
Τμήμα 1:



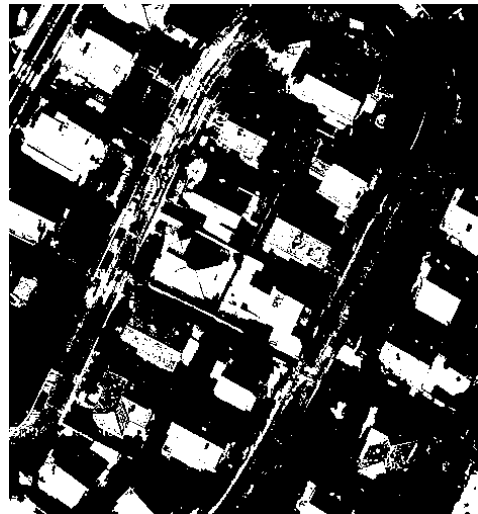
Εικόνα 6.31 - Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur1
ΙΚΟΝΟΣ 321 RGB με διαστάσεις σε
pixel 466 x 509



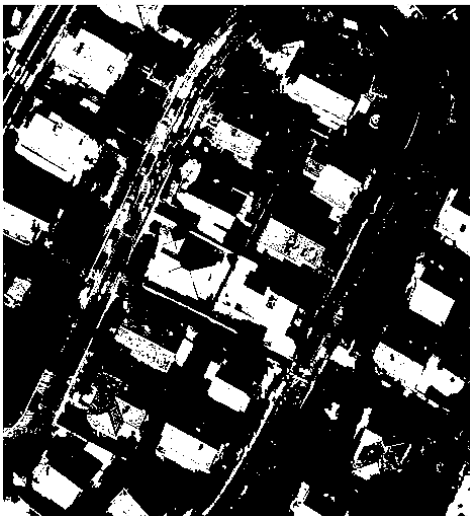
Εικόνα 6.32 - Ground truth image του
τμήματος 1 της ΔΕ CotdAzur1



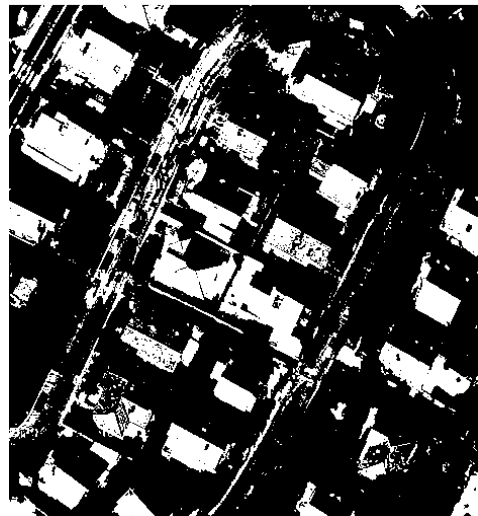
Εικόνα 6.33 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=38,09%)



Εικόνα 6.34 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=38,11%)



Εικόνα 6.35 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=37,85%)

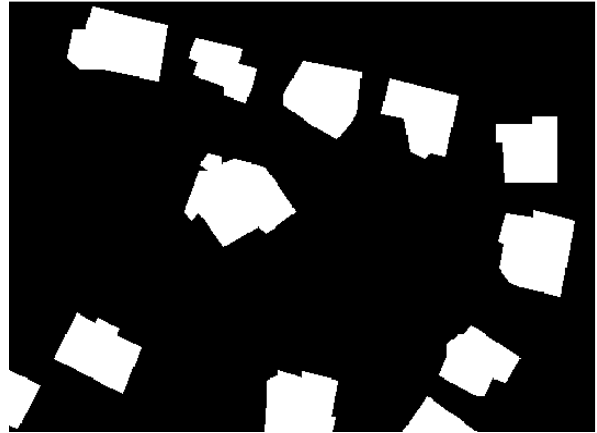


Εικόνα 6.36 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=37,99%)

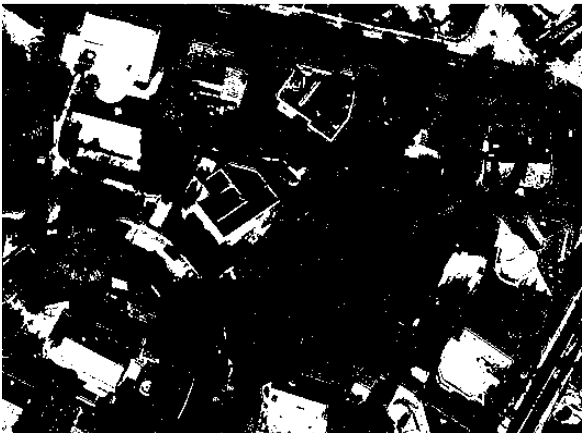
Τμήμα 2:



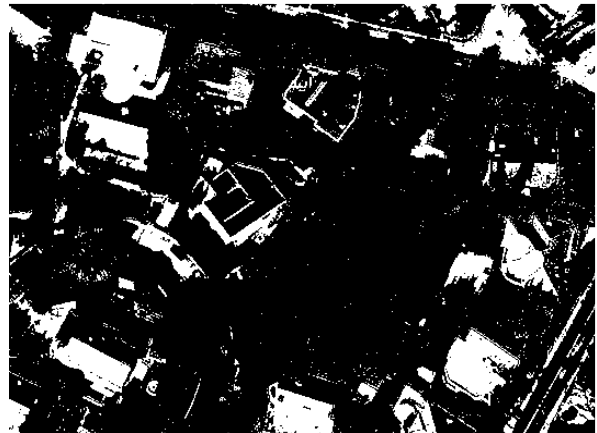
Εικόνα 6.37 - Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur1
IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε
pixel 538 x 396



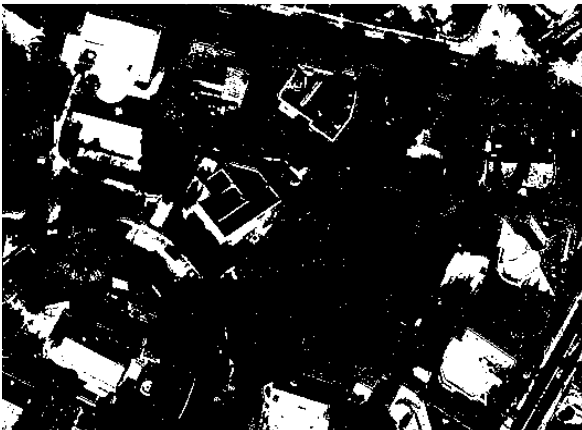
Εικόνα 6.38 - Ground truth image του
τμήματος 2 της ΔΕ CotdAzur1



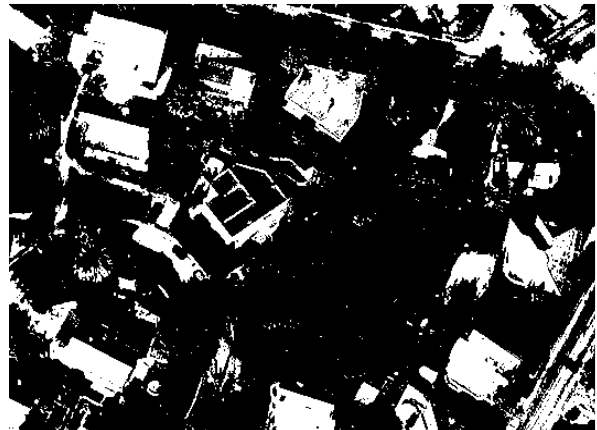
Εικόνα 6.39 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,53%)



Εικόνα 6.40 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,69%)



Εικόνα 6.41 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,52%)



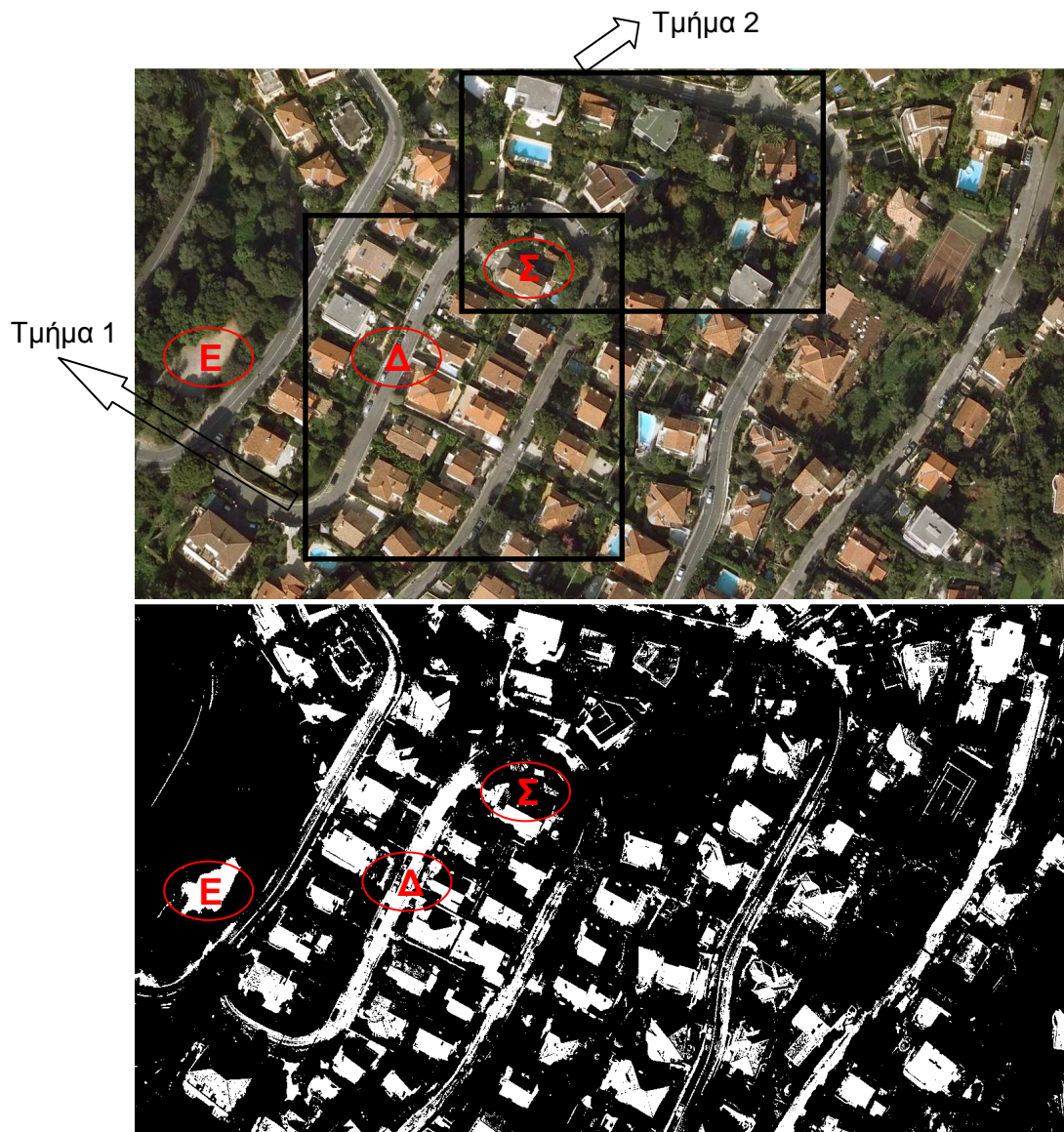
Εικόνα 6.42 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=32,28%)

Εφαρμόζοντας τις παραμέτρους, που προέκυψαν από κάθε εκτέλεση του ΓΑ στα τμήματα 1 και 2 της αρχικής εικόνας, στο σύνολο πλέον της εικόνας ΔΕ CotdAzur1 προκύπτουν τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην προτελευταία στήλη του πίνακα 6.24.

A/A	N	dt	L1	L2	m	Quality σε όλη την εικόνα	Quality στο τμήμα της εικόνας
1	150	0,1	4,0000	26,0000	3,200	33,60%	38,09%
2	150	0,1	5,6853	35,4067	8,1925	33,52%	38,12%
3	200	0,1	7,0000	35,9809	8,1166	33,17%	37,85%
4	928	0,000093	3,9295	13,1626	19,6500	33,27%	37,99%
5	200	0,1	2,6542	23,8569	4,9908	33,82%	28,53%
6	150	0,1	0,9029	8,4253	4,7972	33,73%	28,69%
7	150	0,1	3,0000	27,0000	14,2000	33,84%	28,52%
8	765	0,000156	5,7288	48,2419	4,3955	33,69%	32,28%

Πίνακας 6.24 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur1

Στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.43 παρατηρείται ότι η περισσότερο σκοτεινή πλευρά των κτιρίων δεν έχει εντοπιστεί σωστά (Σ), ποσοστό των δρόμων έχουν εντοπιστεί ως κτίρια (Δ), γεγονός που μειώνει το ποσοστό του δείκτη Quality και επιπλέον τμήματα εδάφους θεωρούνται κτίρια λόγω των παρόμοιων στατιστικών τιμών φωτεινότητας με τα υπό εντοπισμό κτίρια (Ε).



Εικόνα 6.43 - ΔΕ CotdAzur1 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=3$, $L2=27$, $m=14,2$, $dt=0,1$, $N=150$ ($Q=33,84\%$)

6.3.3 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur2

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν για κάθε τμήμα, με βάση την εφαρμογή του ΓΑ κρίνονται αρκετά ικανοποιητικά. Συγκεκριμένα τα αποτελέσματα που προήλθαν από την εφαρμογή του ΓΑ με πέντε παραμέτρους ήταν σαφώς καλύτερα από αυτά που προέκυψαν για τις τρεις παραμέτρους τόσο για το σύνολο της ΔΕ CotdAzur2 όσο και για τα τμήματα της. Στο πρώτο τμήμα της εικόνας για την εφαρμογή με τις πέντε παραμέτρους, το ποσοστό του δείκτη έφτασε το 45,37% ενώ στο δεύτερο το 48,53%. Στην εφαρμογή με τις τρεις παραμέτρους, στο πρώτο τμήμα το ποσοστό έφτασε το 33,91% ενώ στο δεύτερο το 38,20%. Η διαφορά στο πρώτο τμήμα άγγιξε σχεδόν το 12% (45,37% - 33,91%). Έχουν εντοπιστεί και στα δύο τμήματα, όλα τα κτίρια είτε στο σύνολο τους είτε μέρος αυτών. Οι δρόμοι έχουν εντοπιστεί σε μικρό ποσοστό κυρίως λόγω της περιορισμένης ύπαρξής τους.

Στις εφαρμογές με 3 παραμέτρους ο χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ ήταν μικρότερος από τον αντίστοιχο των εφαρμογών με 5 παραμέτρους. Για παράδειγμα στο τμήμα 1 της εικόνας του πίνακα 6.25, εφαρμογή με τρεις παραμέτρους διήρκησε 4 ώρες και 35 λεπτά (Quality = 33,69%) ενώ με 5 παραμέτρους 13 ώρες και 30 λεπτά (Quality=45,37%).

Στον πίνακα 6.25 εμφανίζονται οι εφαρμογές του ΓΑ στο σύνολο αλλά και στα τμήματα της ΔΕ CotdAzur2, οι επιλογές στις δυνατότητες του ΓΑ και τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ.

Στον πίνακα 6.26 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ στα τμήματα της ΔΕ CotdAzur2. Στην τελευταία στήλη του πίνακα παρουσιάζεται η τιμή του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ ενώ στην προτελευταία στήλη η τιμή του δείκτη που προκύπτει για την ΔΕ CotdAzur2 με εφαρμογή των τιμών των παραμέτρων που προέκυψαν για τα τμήματα, στο σύνολο της εικόνας. Από τις δυο τελευταίες στήλες του πίνακα αυτού διαφαίνεται ότι πράγματι μπορούν να εφαρμοστούν οι παράμετροι που προέκυψαν από τα τμήματα της εικόνας, σε όλη την εικόνα. Ιδιαίτερη προσοχή ωστόσο πρέπει να δίνεται στην επιλογή των τμημάτων ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά του συνόλου της εικόνας. Να αποτελούν δηλαδή ει δυνατόν μια μικρογραφία της αρχικής εικόνας με το σύνολο της ποικιλομορφίας της. Παρατηρείται ότι τα ποσοστά του δείκτη Quality σε όλη την εικόνα για την εφαρμογή του ΓΑ με τις πέντε παραμέτρους είναι μεγαλύτερα (45,07% σε σχέση με 37,36% στο πρώτο τμήμα) από αυτά που προέκυψαν με την εφαρμογή με τρεις παραμέτρους. Επιπλέον τα ποσοστά που επιτεύχθηκαν για την αρχική εικόνα μέσω της τεχνικής αυτής (45,07%), είναι **μεγαλύτερα** από αυτά που προέκυψαν με εφαρμογή του ΓΑ κατευθείαν στην αρχική εικόνα (43,90%) και με **κέρδος χρόνου** που αγγίζει τις 6 ώρες και 45 λεπτά (20 ώρες και 15 λεπτά έναντι 13 ωρών και 30 λεπτών) γεγονός που δικαιολογεί και ενδυναμώνει την εφαρμογή της τεχνικής αυτής.

Το αποτέλεσμα της **βέλτιστης** ταξινόμησης για την ΔΕ εικόνα CotdAzur2, που προκύπτει από την εφαρμογή 3 του αλγορίθμου Mumford - Shah στον πίνακα 6.26, παρουσιάζεται στην εικόνα 6.54.

ΔΕ CotdAzur2:

Ημερ Έναρ.	Ώρα Έναρ	Ημερ Λήξ.	Ώρα Λήξης	Χρόνος Εκτ/ης	Επαν	dt	Pop Size	Crea-tion	Selec-tion	Cros-ss-over	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qua- lity	Φάκελος Αποτελεσμάτ.
ΔΕ CotdAzur2																							
1/9/11	13:00	2/9/11	11:15	20:15	-	-	20	Feasi-ble	Stocha-stic	Inter-mediate	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2_0,000001_100	15_40_10_0,1_1000	3	35	6,2	0,00035	385	43,90%	01_09_2011_cotdazur2
2/9/11	16:19	3/9/11	5:20	13:11	200	0,1	20	Int-pop	Roulette	Two point	Int-mutation	100	20	0,8	1_1_0,2	20_50_20	1	13	4,2	-	-	39,67%	02_09_2011_cotdazur2
Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur2																							
4/9/11	11:00	4/9/11	15:35	4:35	200	0,1	20	Int-pop	Roulette	Two point	Int-mutation	100	20	0,8	1_1_0,2	20_50_20	4	35	13,2	-	-	33,69%	04_09_2011_cotdazur2_1
4/9/11	15:46	4/9/11	23:57	8:11	300	0,1	40	Feasi-ble	Stocha-stic	Inter-mediate	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0,2	10_50_20	3,2	28,5	14,1	-	-	33,91%	04_09_2011_cotdazur2_1_1
5/9/11	8:00	5/9/11	21:30	13:30	-	-	20	Int-pop	Remainder	Scattered	Int-mutation	100	20	0,8	1_1_0,2_0,000001_100	20_50_15_0,1_1000	2	29	13,2	0,000019	500	45,37%	05_09_2011_cotdazur2_1
Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur2																							
6/9/11	9:23	6/9/11	17:04	7:41	-	-	20	Feasi-ble	Remainder	Scattered	Int-mutation	100	15	0,8	1_1_0,2_0,000001_100	20_50_15_0,1_1000	1,6	21	8,2	0,000012	638	48,53%	06_09_2011_cotdazur2_2
6/9/11	16:10	6/9/11	21:15	5:05	250	0,1	40	Int-pop	Roulette	Inter-mediate	Int-mutation	100	10	0,7	1_1_0,2	20_40_20	1	12	1,34	-	-	38,20%	06_09_2011_cotdazur2_2_1
7/9/11	0:01	7/9/11	3:52	3:51	300	0,1	10	Feasi-ble	Stocha-stic	Two point	Adapt-feasible	100	20	0,8	1_1_0,2	10_30_10	2,5	29,2	10,1	-	-	37,76%	07_09_2011_cotdazur2_2

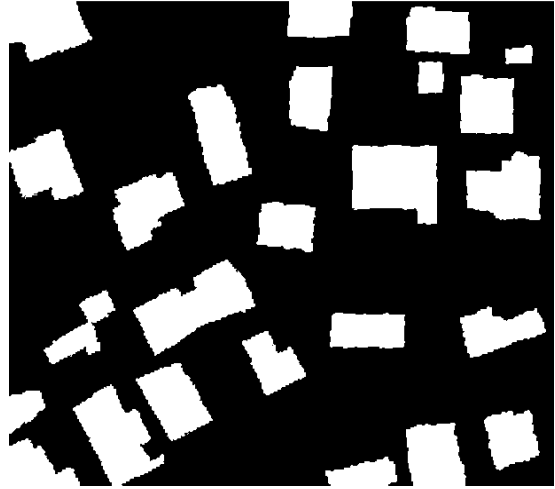
Πίνακας 6.25 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ CotdAzur2 και στα τμήματα αυτής

Οι ταξινομήσεις που προκύπτουν για τα τμήματα των εικόνων, με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 6.25 παρουσιάζονται στις εικόνες παρακάτω.

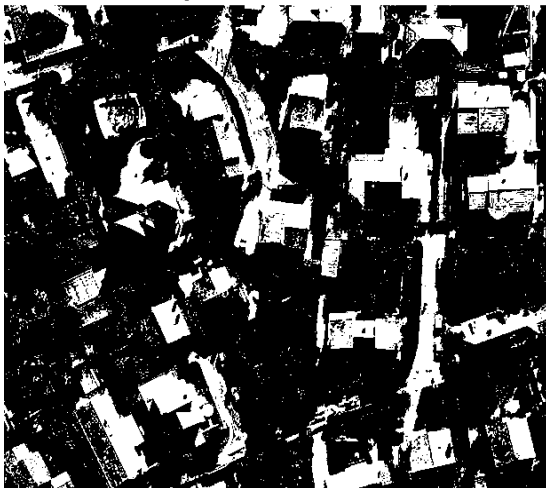
Τμήμα 1:



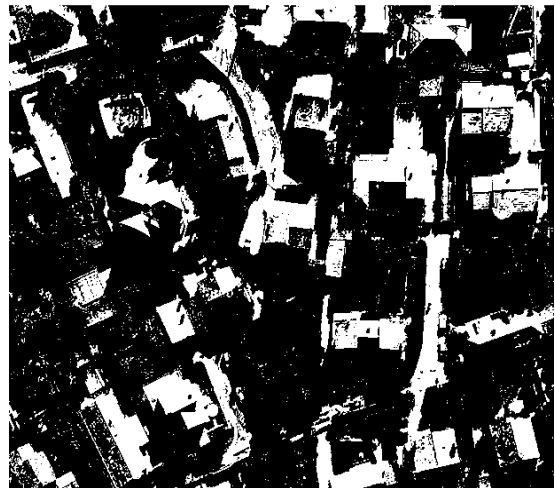
Εικόνα 6.44 - Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 615 x 529



Εικόνα 6.45 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ CotdAzur2



Εικόνα 6.46 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=33,69%)



Εικόνα 6.47 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=33,91%)

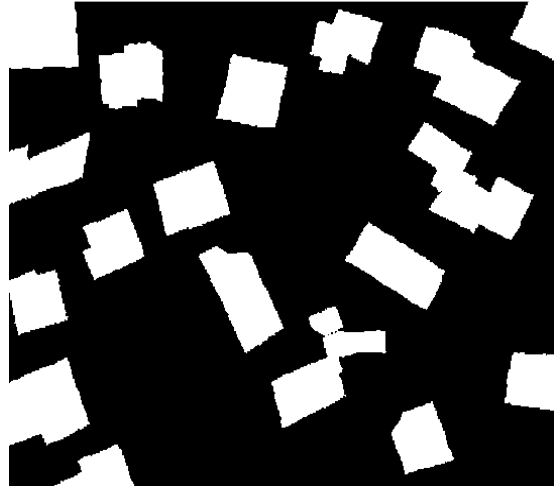


Εικόνα 6.48 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=45,37%)

Τμήμα 2:



Εικόνα 6.49 - Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur2
IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε
pixel 540 x 457



Εικόνα 6.50 - Ground truth image του
τμήματος 2 της ΔΕ CotdAzur2



Εικόνα 6.51 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=48,53%)



Εικόνα 6.52 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=38,20%)



Εικόνα 6.53 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=37,76%)

Εφαρμόζοντας τις παραμέτρους, που προέκυψαν από κάθε εκτέλεση του ΓΑ στα τμήματα 1 και 2 της αρχικής εικόνας, στο σύνολο πλέον της εικόνας ΔΕ CotdAzur2 προκύπτουν τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην προτελευταία στήλη του πίνακα 6.26.

A/A	N	dt	L1	L2	m	Quality σε όλη την εικόνα	Quality στο τμήμα της εικόνας
1	200	0,1	4	35	13,2	37,36%	33,69%
2	300	0,1	3,2385	28,5398	14,0810	37,51%	33,91%
3	500	0,000019	2,0000	29,0000	13,2000	45,07%	45,37%
4	638	0,000012	1,5962	21,0000	8,2000	45,05%	48,53%
5	250	0,1	1,0146	11,9589	1,3406	39,68%	38,20%
6	300	0,1	2,4823	29,2313	10,1042	39,22%	37,76%

Πίνακας 6.26 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ CotdAzur2

Στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.54 παρατηρείται ότι ποσοστό των δρόμων έχουν εντοπιστεί ως κτίρια (Δ), γεγονός που μειώνει το ποσοστό του δείκτη Quality και επιπλέον αριθμός πισινών (Π) θεωρούνται κτίρια λόγω των παρόμοιων στατιστικών τιμών φωτεινότητας με τα υπό εντοπισμό κτίρια (Ε).



Εικόνα 6.54 - ΔΕ CotdAzur2 IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=29$, $m=13,2$, $dt=0,000019$, $N=500$ ($Q=45,07\%$)

6.3.4 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Bodensee

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν για κάθε τμήμα, με βάση την εφαρμογή του ΓΑ δεν κρίνονται ιδιαίτερα ικανοποιητικά. Όσον αφορά το τμήμα 1 στις τρεις από τις πέντε ταξινομήσεις οι δρόμοι έχουν εντοπιστεί ως κτίρια με αποτέλεσμα ο δείκτης Quality να παρουσιάζει τιμές που κυμαίνονται γύρω στο 15% και στην εφαρμογή με πέντε παραμέτρους να φτάνει το 18%. Στην πέμπτη και έκτη εκτέλεση του αλγορίθμου στο πρώτο τμήμα εξαιτίας του αρνητικού αποτελέσματος του dt παρουσιάζεται καλύτερη ταξινόμηση, το ποσοστό της οποίας αγγίζει το 28% (28,40 % και 28,41%). Υπάρχουν δυο εκτελέσεις η τρίτη και η τέταρτη που παρά το ότι το ποσοστό του δείκτη Quality είναι γύρω στο 28%, ωστόσο το αποτέλεσμα της ταξινόμησης ήταν απλά μια λευκή εικόνα με ελάχιστες μαύρες κουκίδες μέσα της, γι αυτό τον λόγο δεν παρουσιάζονται αντίστοιχες εικόνες. Όσον αφορά το δεύτερο τμήμα της εικόνας τα ποσοστά του δείκτη κυμαίνονται γύρω στο 21%. Ο εντοπισμός των δρόμων μειώνει και πάλι το ποσοστό του δείκτη Quality, καθώς εντοπίζονται ως κτίρια, όπως επίσης και κάποια χωράφια λόγω του ότι διαθέτουν παρόμοιες στατιστικές τιμές φωτεινότητας με τα κτίρια που πρέπει να εντοπιστούν. Γενικότερα τα χαμηλά ποσοστά και στα δυο τμήματα οφείλονται στο ότι οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας σε αρκετά κτίρια ταυτίζονται με αυτές του περιβάλλοντα χώρου με αποτέλεσμα να δημιουργείται σύγχυση κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου.

Στις εφαρμογές με τρεις και τέσσερις παραμέτρους ο χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ ήταν μικρότερος από τον αντίστοιχο των εφαρμογών με 5 παραμέτρους. Για παράδειγμα στο τμήμα 2 της εικόνας του πίνακα 6.27, εφαρμογή με τέσσερις παραμέτρους διήρκησε 1 ώρα και 44 λεπτά (Quality = 21,59%) ενώ με 5 παραμέτρους 7 ώρες και 30 λεπτά (Quality=21,88%). Η διαφορά των δυο ποσοστών Quality δεν δικαιολογεί την εφαρμογή του ΓΑ με πέντε παραμέτρους καθώς παρατηρείται μεγάλη καθυστέρηση στην εφαρμογή του, χωρίς σημαντικό όφελος από αυτήν.

Στον πίνακα 6.27 εμφανίζονται οι εφαρμογές του ΓΑ στο σύνολο αλλά και στα τμήματα της ΔΕ Bodensee, οι επιλογές στις δυνατότητες του ΓΑ και τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ.

Στον πίνακα 6.28 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ στα τμήματα της ΔΕ Bodensee. Στην τελευταία στήλη του πίνακα παρουσιάζεται η τιμή του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ ενώ στην προτελευταία στήλη η τιμή του δείκτη που προκύπτει για την ΔΕ Bodensee με εφαρμογή των τιμών των παραμέτρων που προέκυψαν για τα τμήματα, στο σύνολο της εικόνας. Από τις δυο τελευταίες στήλες του πίνακα 6.28 παρατηρείται ότι το ποσοστό του δείκτη κυμαίνεται γύρω στο 18% στο σύνολο της εικόνας για όλες σχεδόν τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται εκτός από δυο εκτελέσεις (3,4) όπου το ποσοστό κατεβαίνει στο 13% περίπου. Στις εκτελέσεις αυτές το dt είναι αρνητικό και ενώ βοήθησε στην αύξηση της τιμής του δείκτη στο τμήμα 1 δεν συνέβηκε το ίδιο και με ολόκληρη την εικόνα. Επιπλέον τα ποσοστά που επιτεύχθηκαν για την αρχική εικόνα μέσω της τεχνικής αυτής (18,91%), είναι **σχεδόν τα ίδια** με αυτά που προέκυψαν με εφαρμογή του ΓΑ κατευθείαν στην αρχική εικόνα (19,11%) αλλά με **κέρδος χρόνου** που αγγίζει τις 2 ώρες και 15 λεπτά (7 ώρες και 35 λεπτών έναντι 9 ωρών και 50 λεπτών).

Το αποτέλεσμα της **βέλτιστης** ταξινόμησης για την ΔΕ εικόνα Bodensee, που προκύπτει από την εφαρμογή 5 του αλγορίθμου Mumford - Shah στον πίνακα 6.28, παρουσιάζεται στην εικόνα 6.69.

ΔΕ Bodensee:

Ημερ Έναρ.	Ώρα Έναρ	Ημερ Λήξ.	Ώρα Λήξ.	Χρ. Εκτ.	Επ.	dt	Pop Size	Crea-tion	Selec-tion	Cros-ss-over	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qua-lity	Φάκελος
ΔΕ Bodensee																							
20/8/11	14:05	20/8/11	23:55	9:50	250	-	40	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0.2_0.000001	10_40_10_0.01	1,3	37,2	1,7	0,000006	-	19,11%	20_08_2011_ Bodensee
21/8/11	0:01	21/8/11	4:00	3:59	200	0,001	10	Int-pop	Roulet-te	Two point	Int-mutation	100	20	0,8	1_1_0.2	10_50_10	1	33	6,2	-	-	19,04%	21_08_2011_ Bodensee
22/8/11	0:03	22/8/11	21:12	21:9	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Interm-ediate	Adapt-feasible	100	15	0,7	1_1_0.2_0.000001_100	10_50_10_0.01_1000	1,9	36,9	6,7	0,00097	814	18,00%	22_08_2011_ Bodensee
Τμήμα 1 της ΔΕ Bodensee																							
17/8/11	16:00	17/8/11	18:12	2:12	200	0,1	40	Int-pop	Roulet-te	Scat-tered	Int-mutation	100	10	0,8	1_1_0.2	20_40_10	1	39	8,2	-	-	15,79%	17_08_2011_ Bodensee1
17/8/11	18:20	17/8/11	19:34	1:14	200	0,01	20	Feasi-ble	Remai-nder	Two point	Uniform, 0.01	100	15	0,7	1_1_0.2	10_40_15	1	37	1,8	-	-	14,98%	17_08_2011_ Bodensee1_1
17/8/11	21:00	17/8/11	22:55	1:55	200	0,001	40	Feasi-ble	Stocha-stic	Two point	Adapt-feasible	100	10	0,5	1_1_0.2	10_40_10	1	32	5,8	-	-	28,00%	17_08_2011_ Bodensee1_2
18/8/11	0:02	18/8/11	4:25	4:23	200	0,001	20	Feasi-ble	Remai-nder	Two point	Uniform, 0.01	100	15	0,7	1_1_0.2	10_40_15	1	35	13,4	-	-	26,02%	18_08_2011_ Bodensee1
18/8/11	10:00	18/8/11	14:25	4:25	200	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Two point	Uniform, 0.01	100	15	0,7	1_1_0.2_0.000001	10_40_15_0,1	1,01	26,5	4,5	-0,2	-	28,40%	18_08_2011_ Bodensee1_1
18/8/11	15:00	18/8/11	19:34	4:34	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Two point	Uniform, 0.01	100	15	0,7	1_1_0.2_0.000001_100	10_40_15_0,1_500	1,4	35	8,9	-0,05	179	28,41%	18_08_2011_ Bodensee1_2
8/9/11	8:10	8/9/11	15:45	7:35	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Int-mutation	100	15	0,8	1_1_0.2_0.000001_100	20_50_15_0,1_1000	1	49	12,2	0,00006	907	18,22%	08_09_2011_ Bodensee1

Ημερ Έναρ.	Ώρα Έναρ	Ημερ Λήξ.	Ώρα Λήξ.	Χρ. Εκτ.	Επ.	dt	Pop Size	Crea-tion	Selec-tion	Cros-ss-over	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Frac-tion	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qua-lity	Φάκελος
Τμήμα 2 της ΔΕ Bodensee																							
18/8/11	19:35	18/8/11	23:59	4:24	200	0,001	40	Feasi-ble	Stocha-stic	Interm-ediate	Adapt-feasible	100	10	0,7	1_1_0.2	20_40_15	1,1	15,5	4,1	-	-	20,88%	18_08_2011_Bodensee2
19/8/11	9:02	19/8/11	11:34	2:32	200	-	20	Int-pop	Roulette	Two point	Int-mutation	100	15	0,8	1_1_0.2_0.000001	10_30_10_0.01	2	29	4,2	0,000113	-	21,25%	19_08_2011_Bodensee2
19/8/11	14:05	19/8/11	18:04	3:59	250	-	40	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0.2_0.000001	10_40_10_0.01	1,7	30,1	5,4	0,000077	-	21,68%	19_08_2011_Bodensee2_1
20/8/11	0:01	20/8/11	1:45	1:44	200	-	10	Feasi-ble	Roulette	Single point	Adapt-feasible	100	15	0,8	1_1_0.2_0.000001	10_50_10_0.01	3	51,9	1,8	0,000041	-	21,59%	20_08_2011_Bodensee2
10/9/11	16:25	10/9/11	23:55	7:30	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Int-mutation	100	15	0,8	1_1_0.2_0,000001_100	20_50_15_0,1_1000	2	36	14,2	0,00013	767	21,88%	10_09_2011_Bodensee2

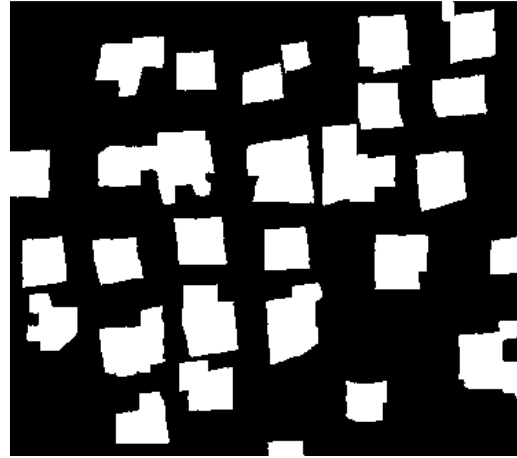
Πίνακας 6.27 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Bodensee και στα τμήματα αυτής

Οι ταξινομήσεις που προκύπτουν για τα τμήματα των εικόνων, με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 6.27 παρουσιάζονται στις εικόνες παρακάτω.

Τμήμα 1:



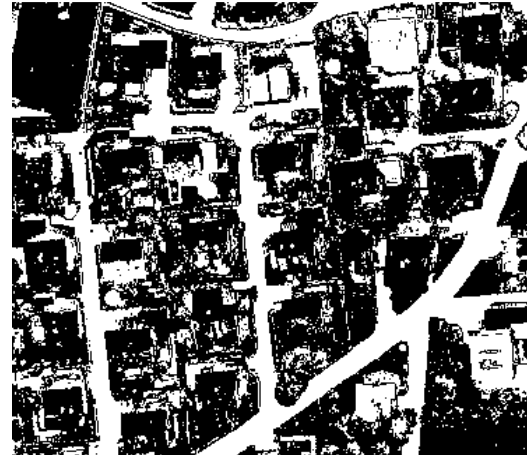
Εικόνα 6.55 - Τμήμα 1 της ΔΕ Bodensee IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 370 x 333



Εικόνα 6.56 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Bodensee



Εικόνα 6.57 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=15,79%)



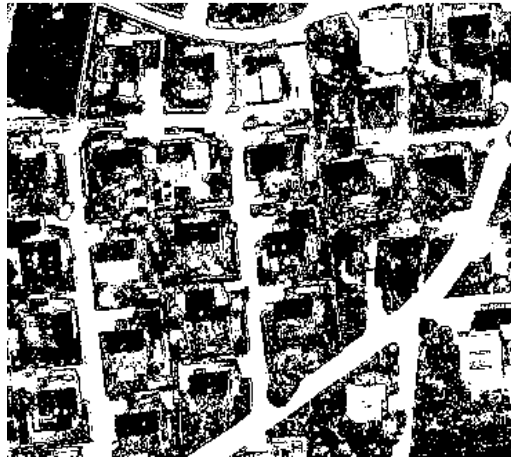
Εικόνα 6.58 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=14,98%)



Εικόνα 6.59 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πέμπτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,40%)



Εικόνα 6.60 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης έκτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,41%)

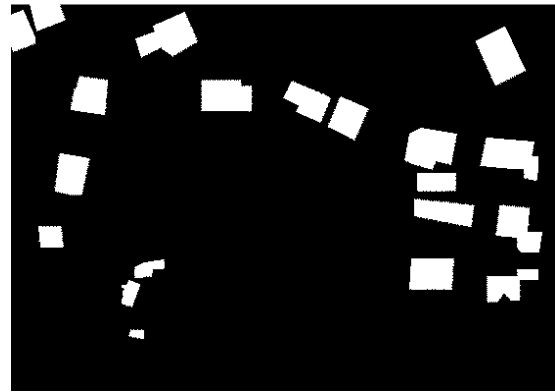


Εικόνα 6.61 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης έβδομης εφαρμογής του ΓΑ (Q=18,22%)

Τμήμα 2:



Εικόνα 6.62 - Τμήμα 2 της ΔΕ Bodensee IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 557 x 394



Εικόνα 6.63 - Ground truth image του τμήματος 2 της ΔΕ Bodensee



Εικόνα 6.64 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=20,88%)



Εικόνα 6.65 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,25%)



Εικόνα 6.66 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,68%)



Εικόνα 6.67 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,59%)



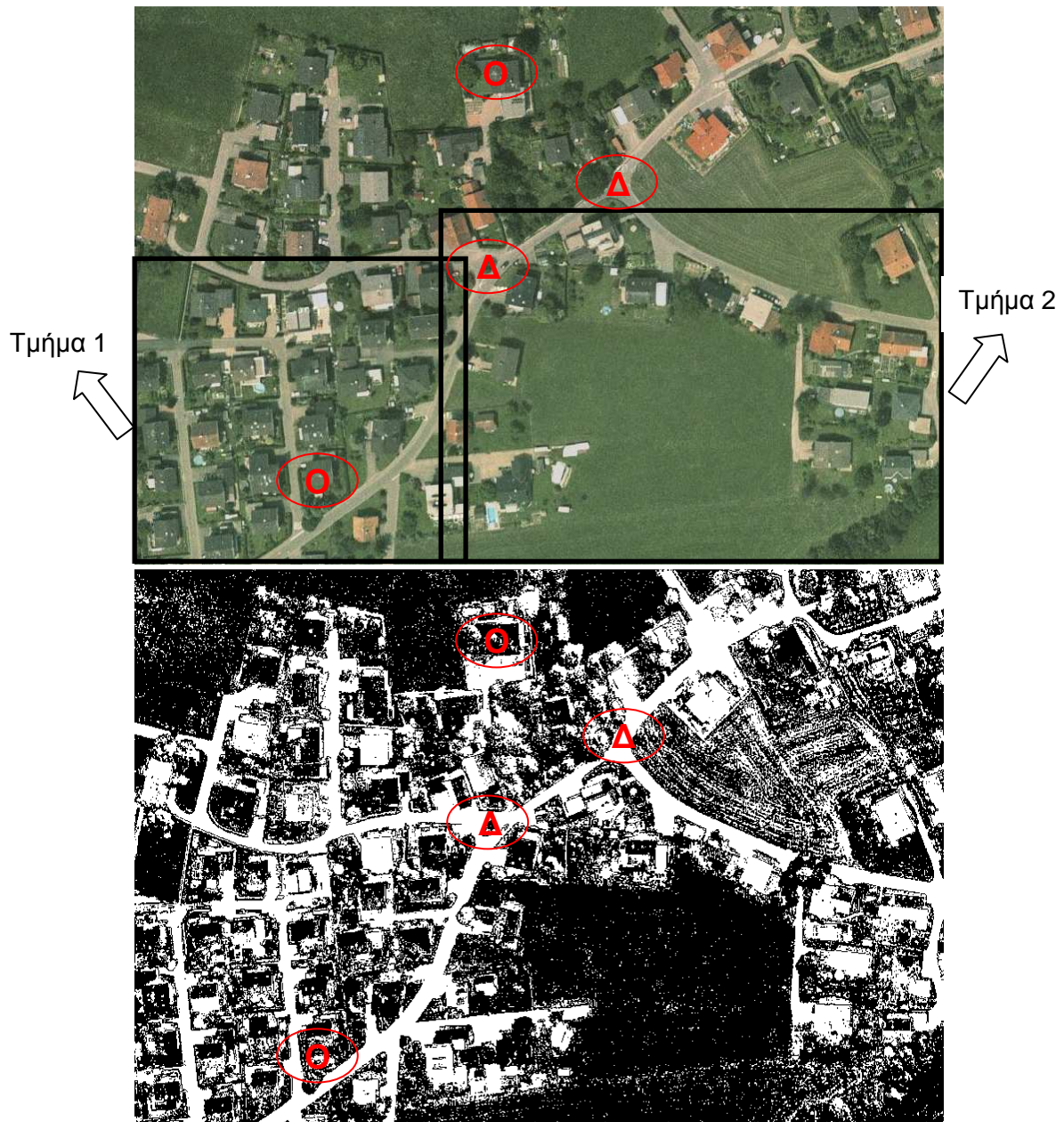
Εικόνα 6.68 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πέμπτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=21,88%)

Εφαρμόζοντας τις παραμέτρους, που προέκυψαν από κάθε εκτέλεση του ΓΑ στα τμήματα 1 και 2 της αρχικής εικόνας, στο σύνολο πλέον της εικόνας ΔΕ Bodensee προκύπτουν τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην προτελευταία στήλη του πίνακα 6.28.

A/A	N	dt	L1	L2	m	Quality σε όλη την εικόνα	Quality στο τμήμα της εικόνας
1	200	0,1	1,0000	39,0000	8,2000	17,97%	15,79%
2	200	0,01	1,3615	37,4983	1,7753	18,22%	14,98%
3	200	-0,200	1,0139	26,5551	4,5441	13,18%	28,40%
4	179	-0,0516	1,3896	34,9268	8,8820	13,29%	28,40%
5	907	0,000061	1,0000	49,0000	12,2000	18,91%	18,22%
6	200	0,001	1,0603	15,4941	4,1356	17,15%	20,88%
7	200	0,000113	2,0000	29,0000	4,2000	17,41%	21,25%
8	250	0,000077	1,6713	30,3620	5,3995	18,15%	21,68%
9	200	0,000041	3,1167	51,8864	1,8411	17,92%	21,59%
10	767	0,000013	2,0000	36,0000	14,2000	18,21%	21,88%

Πίνακας 6.28 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Bodensee

Στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.69 παρατηρείται ότι σε κτίρια με σκεπή όπου οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας εμφανίζουν έντονη ομοιότητα με τον περιβάλλοντα χώρο (Ο), δεν προκύπτει ικανοποιητική ταξινόμηση. Επιπλέον ποσοστό των δρόμων έχουν εντοπιστεί ως κτίρια (Δ), γεγονός που μειώνει το ποσοστό του δείκτη Quality. Γενικότερα συμπεραίνεται ότι σε περιπτώσεις εικόνων με μη σαφή διάκριση κτιρίων από τον περιβάλλοντα χώρο, ο αλγόριθμος Mumford - Shah κρίνεται ανεπαρκής.



Εικόνα 6.69 - ΔΕ Bodensee IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=1$, $L2=49$, $m=12,2$, $dt=0,000061$, $N=907$ ($Q=18,91\%$)

6.3.5 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Budapest

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν για κάθε τμήμα, με βάση την εφαρμογή του ΓΑ δεν κρίνονται ως ιδιαίτερα ικανοποιητικά. Και στα δυο τμήματα σχεδόν όλοι οι δρόμοι έχουν εντοπιστεί ως κτίρια με αποτέλεσμα ο δείκτης Quality να παρουσιάζει τιμές που κυμαίνονται από 22,38% - 23,54% στο τμήμα 1 και 25,19% - 29,64% στο δεύτερο τμήμα. Όσον αφορά το οπτικό αποτέλεσμα του τμήματος 1 στην τελευταία ταξινόμηση κρίνεται καλύτερο σε σχέση με τις υπόλοιπες τρεις καθώς υπάρχει διαχωρισμός των κτιρίων (Quality=23,54%). Στις υπόλοιπες ταξινομήσεις μεγάλο μέρος του περιβάλλοντα χώρου έχει εντοπιστεί ως κτίρια. Στο δεύτερο τμήμα τα ποσοστά του δείκτη είναι μεγαλύτερα σε σχέση με το πρώτο τμήμα και η ταξινόμηση είναι καλύτερη ιδίως στις δυο τελευταίες εφαρμογές του αλγορίθμου (Quality=25,19% και Quality=28,22%). Και στα δυο τμήματα οι καλύτερες οπτικά ταξινομήσεις προκύπτουν από την εφαρμογή του ΓΑ με 5 παραμέτρους. Γενικότερα και σε αυτή την εικόνα οι δρόμοι βοηθούν και πάλι στην επίτευξη του χαμηλού ποσοστού του δείκτη, καθώς εντοπίζονται ως κτίρια, όπως επίσης και κάποια κομμάτια γης λόγω του ότι οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας αυτών ταυτίζονται με αυτές των κτιρίων που είναι υπό εντοπισμό.

Στις εφαρμογές με 3 παραμέτρους ο χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ ήταν μικρότερος από τον αντίστοιχο των εφαρμογών με 5 παραμέτρους. Για παράδειγμα στο τμήμα 2 της εικόνας του πίνακα 6.29, εφαρμογή με τρεις παραμέτρους διήρκησε 2 ώρες και 41 λεπτά (Quality = 29,64%) ενώ με 5 παραμέτρους 8 ώρες και 35 λεπτά (Quality=28,22%).

Στον πίνακα 6.29 εμφανίζονται οι εφαρμογές του ΓΑ στο σύνολο αλλά και στα τμήματα της ΔΕ Budapest, οι επιλογές στις δυνατότητες του ΓΑ και τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ.

Στον πίνακα 6.30 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ στα τμήματα της ΔΕ Budapest. Στην τελευταία στήλη του πίνακα παρουσιάζεται η τιμή του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ ενώ στην προτελευταία στήλη η τιμή του δείκτη που προκύπτει για την ΔΕ Budapest με εφαρμογή των τιμών των παραμέτρων που προέκυψαν για τα τμήματα, στο σύνολο της εικόνας. Από τις δυο τελευταίες στήλες του πίνακα αυτού παρατηρείται ότι το ποσοστό του δείκτη κυμαίνεται γύρω στο 16% στο σύνολο της εικόνας για όλες σχεδόν τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται εκτός από μια εκτέλεση όπου το ποσοστό κατεβαίνει στο 12,23%. Γενικότερα παρατηρείται μείωση των ποσοστών που επιτεύχθηκαν σε σχέση με τα αντίστοιχα των τμημάτων που φτάνει το 12% σε κάποιες εκτελέσεις του αλγορίθμου.

Ωστόσο δεν παρατηρούνται ποσοστά κάτω του 5%, οπότε συμπεραίνεται ότι **μπορούν** να εφαρμοστούν οι παράμετροι που προέκυψαν από τα τμήματα της εικόνας, σε όλη την εικόνα με σχεδόν παρόμοια αποτελέσματα (Quality=16,78%), με αυτά που προκύπτουν με απευθείας εφαρμογή του ΓΑ στην αρχική εικόνα (Quality=17,78%), αλλά με σοβαρό **κέρδος χρόνου** που αγγίζει τις 7 ώρες και 35 λεπτά (10 ώρες και 16 λεπτά έναντι 2 ωρών και 41 λεπτών). Σε σχέση με τις εικόνες που έχουν εξεταστεί έως τώρα η συγκεκριμένη παρουσιάζει τις μεγαλύτερες μειώσεις του δείκτη Quality, συγκρινόμενες με τις τιμές του δείκτη των αντίστοιχων τμημάτων. Προφανώς αυτό προκύπτει λόγω της σύγχυσης στην οποία υποπίπτει ο αλγόριθμος Mumford - Shah λόγω των παρόμοιων στατιστικών τιμών φωτεινότητας ανάμεσα στα κτίρια και στον περιβάλλοντα χώρο.

Το αποτέλεσμα της **βέλτιστης** ταξινόμησης για την ΔΕ εικόνα Budapest, που προκύπτει από την εφαρμογή 4 του αλγορίθμου Mumford - Shah στον πίνακα 6.30, παρουσιάζεται στην εικόνα 6.82.

ΔΕ Budapest:

Ημερ Έναρ.	Ωρα Έναρ	Ημερ Λήξ.	Ωρα Λήξ.	Χρ. Εκτ.	Επ.	dt	Pop Size	Crea-tion	Sele-ction	Cros-ssover	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Fraction	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qual-ity	Φάκελος
ΔΕ Budapest																							
26/7/11	3:25	26/7/11	23:42	20:17	200	0,1	40	Int_pop	tourna-ment,6	Two point	Int_mutation	100	10	0,8	1_1_0,2	20_50_10	1	50	7,2	-	-	17,70%	26_07_2011_budapest
27/7/11	10:12	27/7/11	20:28	10:16	150	0,1	20	Int_pop	Stocha-stic	Single point	Int_mutation	100	20	0,8	1_1_0,2	20_50_10	1	39	10,2	-	-	17,87%	27_07_2011_budapest
28/7/11	1:01	28/7/11	11:57	10:56	150	0,1	20	Int_pop	Stocha-stic	Single point	Int_mutation	100	20	0,8	1_1_0,2	10_20_5	1	19	5,2	-	-	16,00%	28_07_2011_budapest
Τμήμα 1 της ΔΕ Budapest																							
20/7/11	10:28	20/7/11	12:58	2:30	150	0,1	20	Int_pop	Uni-form	Single point	Int_mutation	100	20	0,8	1_1_0,2	30_30_4	1	22	3,2	-	-	22,49%	20_07_2011_budapest1
20/7/11	14:27	20/7/11	17:56	3:29	150	0,1	20	Int_pop	Uni-form	Single point	Int_mutation	100	20	0,8	_-30_-30_-5	30_30_4	0,0	5	-4	-	-	22,38%	20_07_2011_budapest1_1
21/7/11	0:01	21/7/11	3:57	3:56	150	0,1	40	Feasi-ble	Stocha-stic	Two point	Uniform, 0.01	150	10	0,7	_-30_-30_-5	30_30_4	0,6	13,9	3,1	-	-	22,64%	21_07_2011_budapest1
11/9/11	1:12	11/9/11	9:15	8:03	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Int_mutation	100	15	0,8	1_1_0,2_0,000001_100	20_50_15_0,1_1000	2	19,4	9,2	0,000001	337	23,54%	11_09_2011_budapest1
Τμήμα 2 της ΔΕ Budapest																							
21/7/11	13:11	21/7/11	15:52	2:41	150	0,1	40	Feasi-ble	Stocha-stic	Two point	Uniform, 0.01	150	10	0,7	0_0_0,2	30_30_5	0,5	23,9	4,5	-	-	29,64%	21_07_2011_budapest2
22/7/11	8:27	22/7/11	13:00	4:33	200	0,1	40	Int_pop	Uni-form	Interm-ediate	Int_mutation	100	20	0,7	1_1_0,2	40_40_4	1	21	0,2	-	-	27,53%	22_07_2011_budapest2
25/7/11	11:10	25/7/11	16:12	5:01	200	0,1	40	Int_pop	Roulet-te	Two point	Adapt-feasible	100	20	0,8	1_1_0,2	40_40_5	4,5	37,6	2,08	-	-	25,19%	25_07_2011_budapest2
11/9/11	11:25	11/9/11	20:00	8:35	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Adapt-feasible	100	15	0,8	1_1_0,2_0,000001_100	20_50_15_0,1_1000	4,1	37,3	11,7	0,000161	656	28,22%	11_09_2011_budapest2

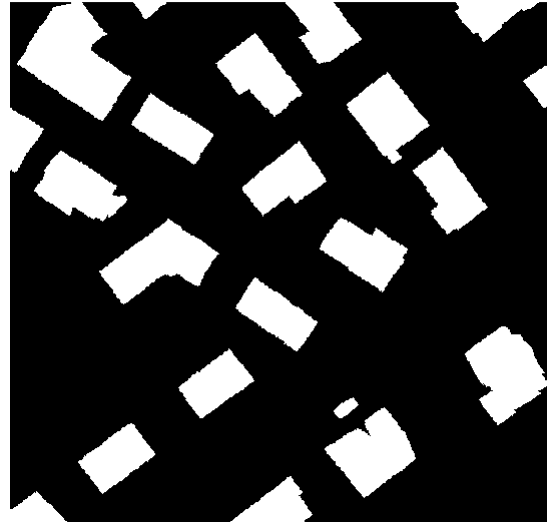
Πίνακας 6.29 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Budapest και στα τμήματα αυτής

Οι ταξινομήσεις που προκύπτουν για τα τμήματα των εικόνων, με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 6.29 παρουσιάζονται στις εικόνες παρακάτω.

Τμήμα 1:



Εικόνα 6.70 - Τμήμα 1 της ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε pixel 536 x 521



Εικόνα 6.71 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Budapest



Εικόνα 6.72 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=22,49%)



Εικόνα 6.73 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=22,38%)



Εικόνα 6.74 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=22,64%)

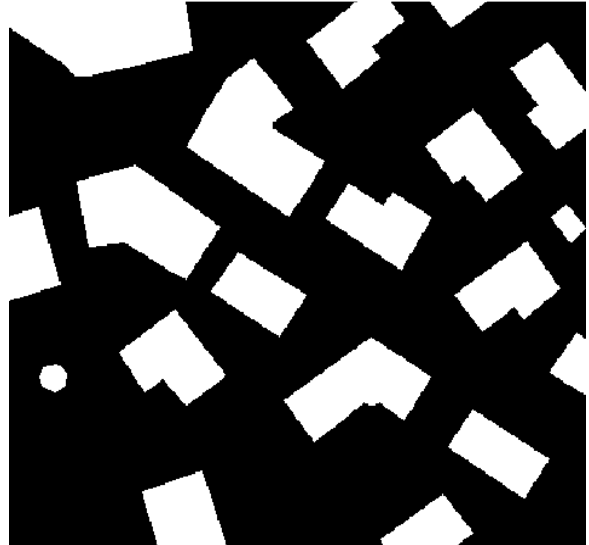


Εικόνα 6.75 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=23,54%)

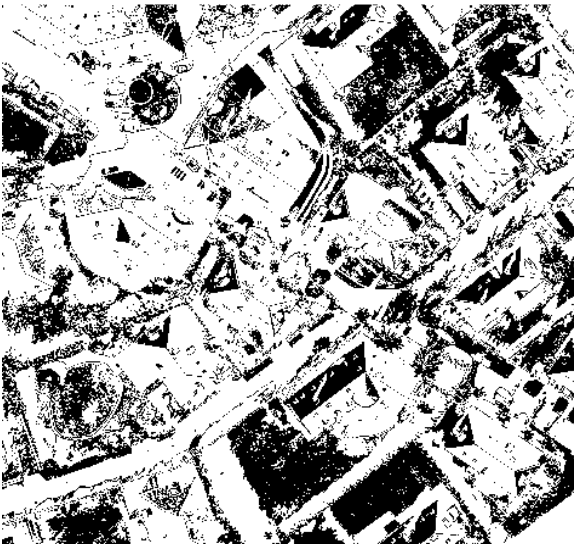
Τμήμα 2:



Εικόνα 6.76 - Τμήμα 2 της ΔΕ Budapest
IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε
pixel 477 x 447



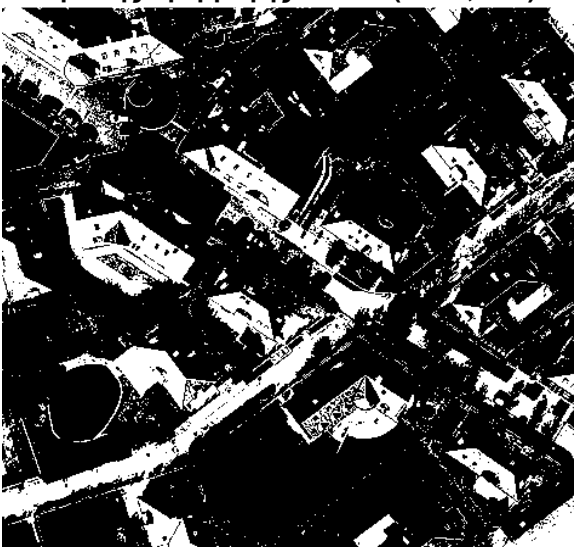
Εικόνα 6.77 - Ground truth image του
τμήματος 2 της ΔΕ Budapest



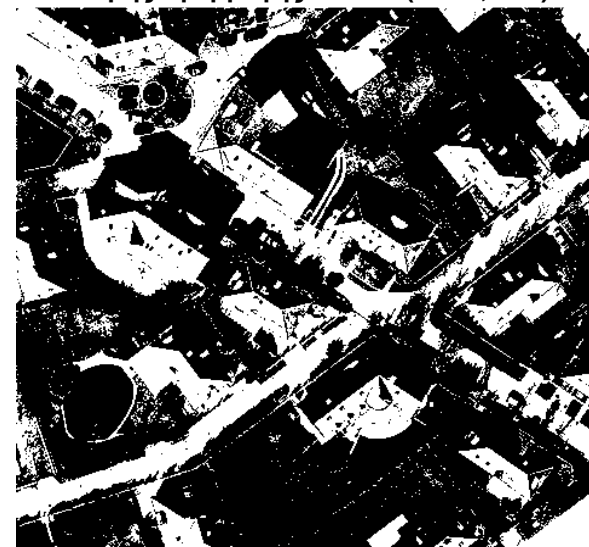
Εικόνα 6.78 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,64%)



Εικόνα 6.79 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=27,53%)



Εικόνα 6.80 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=25,19%)



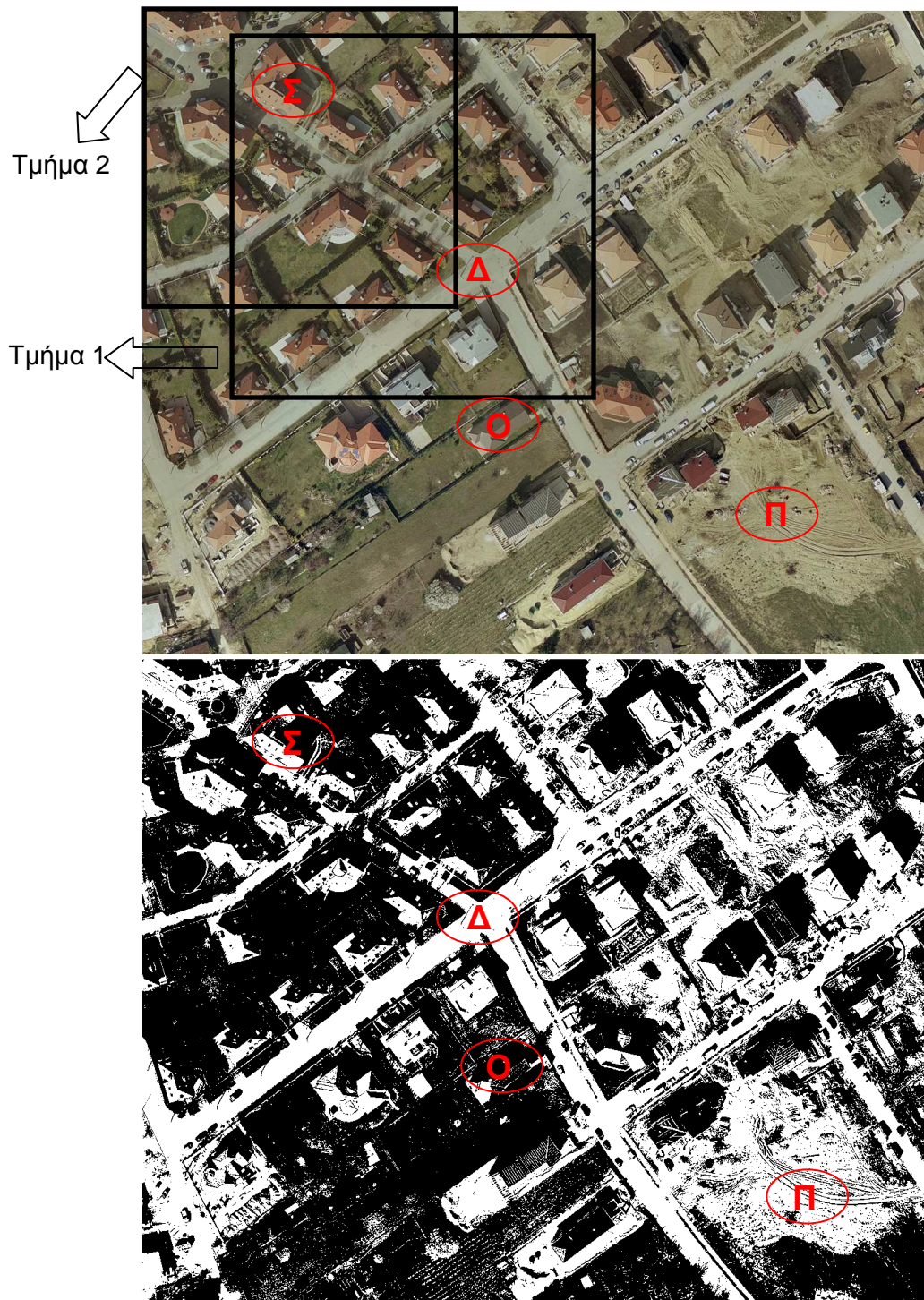
Εικόνα 6.81 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,22%)

Εφαρμόζοντας τις παραμέτρους, που προέκυψαν από κάθε εκτέλεση του ΓΑ στα τμήματα 1 και 2 της αρχικής εικόνας, στο σύνολο πλέον της εικόνας ΔΕ Budapest προκύπτουν τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην προτελευταία στήλη του πίνακα 6.30.

A/A	N	dt	L1	L2	m	Quality σε όλη την εικόνα	Quality στο τμήμα της εικόνας
1	150	0,1	1,0000	22,0000	3,2000	16,38%	22,49%
2	150	0,1	0,0000	5,000	-4,0000	15,97%	22,38%
3	150	0,1	0,5998	13,9221	3,0626	16,48%	22,64%
4	337	0,000001	2,0000	19,4280	9,2000	15,65%	23,54%
5	150	0,1	0,5057	23,9682	4,5107	16,78%	29,64%
6	200	0,1	1,0000	21,0000	0,2000	16,23%	27,53%
7	200	0,1	4,5000	37,5820	2,0750	12,23%	25,19%
8	656	0,000161	4,1201	37,3166	11,7055	15,12%	28,22%

Πίνακας 6.30 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Budapest

Στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.82 παρατηρείται ότι λόγω της ομοιότητας ανάμεσα στις στατιστικές τιμές φωτεινότητας κάποιων κτιρίων και του περιβάλλοντα χώρου, δεν προκύπτει ικανοποιητική ταξινόμηση (Ο). Επιπλέον η περισσότερο σκοτεινή πλευρά των κτιρίων δεν έχει εντοπιστεί σωστά (Σ). Ο εντοπισμός δρόμων ως κτίρια (Δ) καθώς και της περιοχής στο κάτω δεξιό μέρος της εικόνας (Π) προκαλεί σημαντική μείωση της τιμής του δείκτη Quality. Γενικότερα συμπεραίνεται ότι σε περιπτώσεις εικόνων με μη σαφή διάκριση κτιρίων από τον περιβάλλοντα χώρο, ο αλγόριθμος Mumford - Shah κρίνεται ανεπαρκής.



Εικόνα 6.82 - ΔΕ Budapest IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=2$, $L2=19,4280$ $m=9,200$, $dt=0,000001$, $N=337$ ($Q=15,65\%$)

6.3.6 Υλοποίηση γενετικού αλγορίθμου στην ΔΕ Normandy

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν για κάθε τμήμα, με βάση την εφαρμογή του ΓΑ κρίνονται ως ικανοποιητικά. Στο πρώτο τμήμα της εικόνας το ποσοστό του δείκτη πλησίασε το 30% ενώ στο δεύτερο τμήμα έφτασε το 31,82%, για την εφαρμογή του ΓΑ με 5 παραμέτρους. Και στα δυο τμήματα έχουν εντοπιστεί όλα τα κτίρια είτε στο σύνολο τους είτε μέρος αυτών. Ωστόσο έχει εντοπιστεί και μεγάλο ποσοστό των δρόμων γεγονός που επηρεάζει την μείωση του δείκτη Quality. Όσον αφορά το οπτικό αποτέλεσμα και στα δυο τμήματα παρατηρείται ότι η εφαρμογή του ΓΑ με τις 5 παραμέτρους είναι η **βέλτιστη** (πρώτο τμήμα Quality=29,99% και δεύτερο τμήμα Quality=31,83%). Αυτό επιβεβαιώνει την σωστή εφαρμογή του ΓΑ για αυτές τις παραμέτρους. Τα ποσοστά που επιτυγχάνονται και στα δυο τμήματα είναι σχεδόν τα ίδια στις βέλτιστες εφαρμογές του ΓΑ με τις 5 παραμέτρους, και οι ταξινομήσεις οπτικά παρουσιάζονται όμοιες. Γενικότερα προκύπτει ικανοποιητική ταξινόμηση καθώς οι στατιστικές τιμές φωτεινότητας των κτιρίων διαφέρουν αισθητά από αυτές του περιβάλλοντα χώρου.

Στις εφαρμογές με 3 παραμέτρους ο χρόνος εκτέλεσης του ΓΑ ήταν μικρότερος από τον αντίστοιχο των εφαρμογών με 5 παραμέτρους. Για παράδειγμα στο τμήμα 1 της εικόνας του πίνακα 6.31, εφαρμογή με τρεις παραμέτρους διήρκησε 2 ώρες και 30 λεπτά (Quality = 24,22%) ενώ με 5 παραμέτρους 5 ώρες και 33 λεπτά (Quality=29,99%).

Στον πίνακα 6.31 εμφανίζονται οι εφαρμογές του ΓΑ στο σύνολο αλλά και στα τμήματα της ΔΕ Normandy, οι επιλογές στις δυνατότητες του ΓΑ και τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ.

Στον πίνακα 6.32 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων από την εφαρμογή του ΓΑ στα τμήματα της ΔΕ Normandy. Στην τελευταία στήλη του πίνακα παρουσιάζεται η τιμή του δείκτη Quality για κάθε εφαρμογή του ΓΑ ενώ στην προτελευταία στήλη η τιμή του δείκτη που προκύπτει για την ΔΕ Normandy με εφαρμογή των τιμών των παραμέτρων που προέκυψαν για τα τμήματα, στο σύνολο της εικόνας. Από τις δυο τελευταίες στήλες του πίνακα αυτού παρατηρείται ότι πράγματι μπορούν να εφαρμοστούν οι παράμετροι που προέκυψαν από τα τμήματα της εικόνας, σε όλη την εικόνα. Τα ποσοστά που επιτυγχάνονται μέσω της τεχνικής αυτής, στις επτά πρώτες εφαρμογές του ΓΑ, είναι σχεδόν ίδια με αυτά που προκύπτουν από εφαρμογή του ΓΑ απευθείας στην αρχική εικόνα (Quality=24,68%), ενώ στην όγδοη εκτέλεση παρατηρείται ποσοστό αυξημένο κατά 3% (Quality=27,09%), γεγονός που επαυξάνει την αποτελεσματικότητα της μεθόδου αυτής. Επιπλέον το **κέρδος χρόνου** που παρατηρείται και σε αυτή την εικόνα είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς για μια εφαρμογή του ΓΑ στην αρχική εικόνα (Quality=24,68%), απαιτήθηκε χρόνος 14 ωρών και 26 λεπτών ενώ στην τέταρτη εφαρμογή του τμήματος 2 όπου έδωσε ποσοστό δείκτη Quality = 27,09% σε όλη την εικόνα απαιτήθηκε χρόνος 9 ωρών και 22 λεπτών. Σε σχέση με τις εικόνες που έχουν εξεταστεί έως τώρα η συγκεκριμένη παρουσιάζει να μεν μειώσεις όπως και οι δυο προηγούμενες, ωστόσο το ποσοστό της μείωσης κυμαίνεται γύρω στο 4% (31,83% - 27,09%), ενώ τα αντίστοιχα ποσοστά στις προηγούμενες εικόνες κυμαίνονται, σε κάποιες εφαρμογές του ΓΑ, μέχρι και 13% περίπου.

Το αποτέλεσμα της **βέλτιστης** ταξινόμησης για την ΔΕ εικόνα Normandy, που προκύπτει από την εφαρμογή 4 του αλγορίθμου Mumford - Shah στον πίνακα 6.32, παρουσιάζεται στην εικόνα 6.95.

ΔΕ Normandy:

Ημερ Έναρ.	Ωρα Έναρ.	Ημερ Λήξ.	Ωρα Λήξ.	Χρ. Εκτ.	Επ.	dt	Pop Size	Crea-tion	Selec-tion	Cros-ssover	Muta-tion	Gen	Stall GnL	Cros. Fraction	LB (L1_L2_m_dt_N)	UB (L1_L2_m_dt_N)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ						
																	L1	L2	m	dt	N	Qual-ity	Φάκελος
ΔΕ Normandy																							
16/8/11	9:00	16/8/11	23:26	14:26	200	0,1	30	Feasi-ble	Remai-nder	Single point	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0.2	10_40_10	2,5	26,6	8,9	-	-	24, 50%	16_08_2011_ Normandy
17/8/11	9:00	17/8/11	14:25	5:25	200	0,1	10	Int_ pop	Roulet- te	Scat-tered	Int_ mutation	100	10	0,8	1_1_0.2	10_40_10	1	11	8,2	-	-	24, 68%	17_08_2011_ Normandy
Τμήμα 1 της ΔΕ Normandy																							
6/8/11	17:45	6/8/11	20:15	2:30	200	0,1	20	Int_ pop	Remai-nder	Single point	Int_ mutation	100	20	0,7	1_1_0.2	20_20_5	2	15	4,2	-	-	24, 22%	06_08_2011_ Normandy1
7/8/11	9:20	7/8/11	13:13	3:53	200	0,1	30	Feasi-ble	Roulet- te	Two point	Adapt- feasible	100	10	0,8	1_1_0.2	30_40_10	2,8	20,5	3	-	-	24, 09%	07_08_2011_ Normandy1
7/8/11	14:03	7/8/11	17:26	3:23	200	0,1	10	Feasi-ble	Roulet- te	Two point	Adapt- feasible	100	20	0,5	1_1_0.2	10_20_5	2	15	4,2	-	-	24, 22%	07_08_2011_ Normandy1_1
13/9/11	0:05	13/9/11	5:38	5:33	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Int_ mutation	100	15	0,8	1_1_0.2_ 0,000001_100	20_50_15_ 0,1_1000	4	41	14,2	0,00 0022	667	29, 99%	13_09_2011_ Normandy1
Τμήμα 2 της ΔΕ Normandy																							
8/8/11	15:12	8/8/11	17:16	2:04	200	0,1	10	Int_ pop	Roulet- te	Two point	Adapt- feasible	100	20	0,5	1_1_0.2	10_20_5	2	20,2	5,7	-	-	29, 02%	08_08_2011_ Normandy2
14/8/11	15:12	14/8/11	23:10	7:58	150	0,1	40	Int_ pop	Remai-nder	Scat-tered	Adapt- feasible	100	20	0,8	1_1_0.2	10_40_10	1	10	9,2	-	-	29, 28%	14_08_2011_ Normandy2
15/8/11	8:12	15/8/11	11:43	3:31	150	0,1	30	Feasi-ble	Remai-nder	Single point	Uniform, 0.01	100	10	0,7	1_1_0.2	10_40_10	2,8	28,1	7,6	-	-	28, 90%	15_08_2011_ Normandy2
14/9/11	0:20	14/9/11	09:42	9:22	-	-	20	Feasi-ble	Remai-nder	Scat-tered	Adapt- feasible	100	10	0,8	1_1_0.2_ 0,000001_100	20_50_15_ 0,1_1000	3,4	37,5	13,9	0,00 0206	973	31, 83%	14_09_2011_ Normandy2

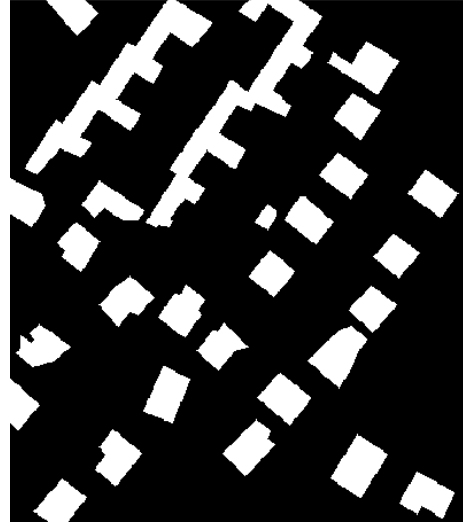
Πίνακας 6.31 - Στοιχεία εφαρμογής ΓΑ στην ΔΕ Normandy και στα τμήματα αυτής

Οι ταξινομήσεις που προκύπτουν για τα τμήματα των εικόνων, με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 6.31 παρουσιάζονται στις εικόνες παρακάτω.

Τμήμα 1:



Εικόνα 6.83 - Τμήμα 1 της ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB, με διαστάσεις σε pixel 397 x 456



Εικόνα 6.84 - Ground truth image του τμήματος 1 της ΔΕ Normandy



Εικόνα 6.85 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=24,22%)



Εικόνα 6.86 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=24,09%)



Εικόνα 6.87 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=24,22%)

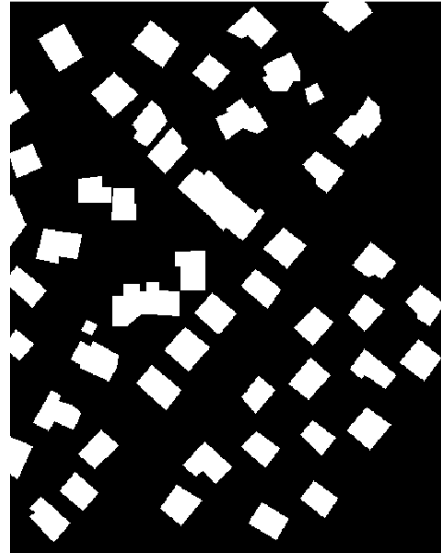


Εικόνα 6.88 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,99%)

Τμήμα 2:



Εικόνα 6.89 - Τμήμα 2 της ΔΕ Normandy
IKONOS 321 RGB με διαστάσεις σε
pixel 471 x 599



Εικόνα 6.90 - Ground truth image του
τμήματος 2 της ΔΕ Normandy



Εικόνα 6.91 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
πρώτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,02%)



Εικόνα 6.92 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
δεύτερης εφαρμογής του ΓΑ (Q=29,28%)



Εικόνα 6.93 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τρίτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=28,90%)



Εικόνα 6.94 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης
τέταρτης εφαρμογής του ΓΑ (Q=31,83%)

Εφαρμόζοντας τις παραμέτρους, που προέκυψαν από κάθε εκτέλεση του ΓΑ στα τμήματα 1 και 2 της αρχικής εικόνας, στο σύνολο πλέον της εικόνας ΔΕ Normandy προκύπτουν τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στην προτελευταία στήλη του πίνακα 6.32.

A/A	N	dt	L1	L2	m	Quality σε όλη την εικόνα	Quality στο τμήμα της εικόνας
1	200	0,1	2,0000	15,0000	4,2000	23,71%	24,22%
2	200	0,1	2,8099	20,4861	3,0003	23,54%	24,09%
3	200	0,1	2,0000	15,0000	4,2000	23,71%	24,22%
4	667	0,000022	4,0000	41,0000	14,2000	27,22%	29,99%
5	200	0,1	1,9922	20,3164	5,6961	24,62%	29,02%
6	150	0,1	1,0000	10,0000	9,2000	24,77%	29,28%
7	150	0,1	2,7721	28,0811	7,5548	24,51%	28,90%
8	973	0,000206	3,4444	37,5007	13,8679	27,09%	31,83%

Πίνακας 6.32 - Παράμετροι και αποτελέσματα εφαρμογής αλγορίθμου στην ΔΕ Normandy

Στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.95 παρατηρείται ότι διακρίνονται σαφώς τα κτίρια σε μεγάλο ποσοστό. Επιπλέον η περισσότερο σκοτεινή πλευρά των κτιρίων δεν έχει εντοπιστεί σωστά (Σ). Ο εντοπισμός δρόμων ως κτίρια (Δ) προκαλεί σημαντική μείωση της τιμής του δείκτη Quality. Ωστόσο το οπτικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης κρίνεται ως ιδιαίτερα ικανοποιητικό.



Εικόνα 6.95 - ΔΕ Normandy IKONOS 321 RGB και η ταξινόμηση της, με παραμέτρους $L1=4$, $L2=41$ $m=14,2$, $dt=0,000022$, $N=667$ ($Q=27,29\%$)

6.4 Εφαρμογή Φίλτρων στην Βέλτιστη Ταξινόμηση κάθε Δορυφορικής Εικόνας του Εδαφίου 6.3

Προκειμένου να εμφανιστεί οπτικά άλλα και ποιοτικά, μέσω της αύξησης του ποσοστού του δείκτη Quality, ένα καλύτερο αποτέλεσμα της ταξινόμησης σε κάθε ΔΕ πραγματοποιείται εφαρμογή τριών μορφολογικών φίλτρων στα βέλτιστα αποτελέσματα των ταξινομήσεων που προέκυψαν στο εδάφιο 6.3.

Το πρώτο φίλτρο που εφαρμόστηκε ονομάζεται **bwareaopen** δηλαδή **φίλτρο ανοίγματος**. Μέσω του φίλτρου αυτού διαγράφονται αντικείμενα τα οποία αποτελούνται από ένα, έως ένα συγκεκριμένο αριθμό ρixel. Ο αριθμός αυτός εισέρχεται ως αριθμητικό όρισμα, κατά την εφαρμογή του φίλτρου. Στους πίνακες 6.33 - 6.38 παρουσιάζονται αποτελέσματα που προέκυψαν για διάφορες τιμές του ορίσματος αυτού.

Το δεύτερο φίλτρο που εφαρμόστηκε, το οποίο έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα σε τέσσερις από τις έξι εικόνες, ονομάζεται **imfill** δηλαδή **φίλτρο γεμίσματος**. Σκοπός του φίλτρου αυτού είναι ουσιαστικά να μετατρέψει σε κτίρια ρixel που δεν αντιπροσωπεύουν κτίρια, αλλά περικλείονται από ρixel που αντιπροσωπεύουν κτίρια.

Το τρίτο φίλτρο το οποίο εφαρμόστηκε σε δυο εικόνες, ονομάζεται **majority** δηλαδή **φίλτρο πλειοψηφίας**. Σκοπός του φίλτρου αυτού είναι να δώσει τιμή 1 από 0 σε ένα ρixel, εάν πέντε ή περισσότερα από τα 8 γειτονικά του έχουν τιμή 1. Ουσιαστικά λειτουργεί κάπως όπως το φίλτρο γεμίσματος. Το συγκεκριμένο χρησιμοποιήθηκε καθώς στις δυο αυτές εικόνες που θα παρουσιαστούν παρακάτω, δεν λειτούργησε σωστά το φίλτρο γεμίσματος, όπου μετέτρεψε ένα ολόκληρο τμήμα της εικόνας σε εντοπισθέντα κτίρια.

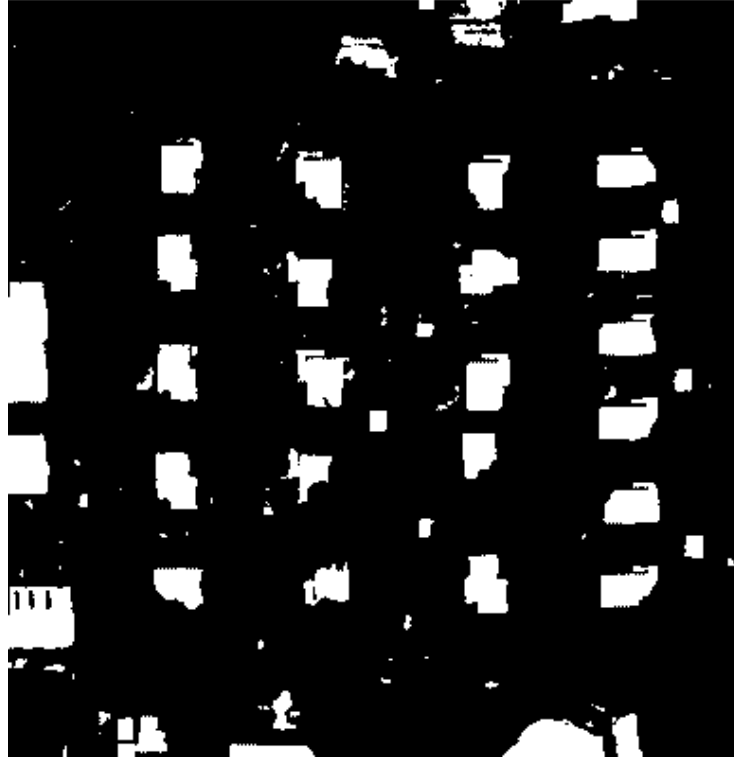
Στους πίνακες 6.33 - 6.38 εμφανίζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των φίλτρων. Στην πρώτη στήλη παρουσιάζεται ο αύξων αριθμός της εφαρμογής του φίλτρου, στην δεύτερη ο αριθμός του ορίσματος στο πρώτο φίλτρο, στην τρίτη η τιμή του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή του πρώτου φίλτρου και στην τέταρτη η τιμή του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του δεύτερου ή τρίτου φίλτρου. Αναλυτικά τα αποτελέσματα για κάθε εικόνα έχουν ως εξής:

ΔΕ Abidjan:

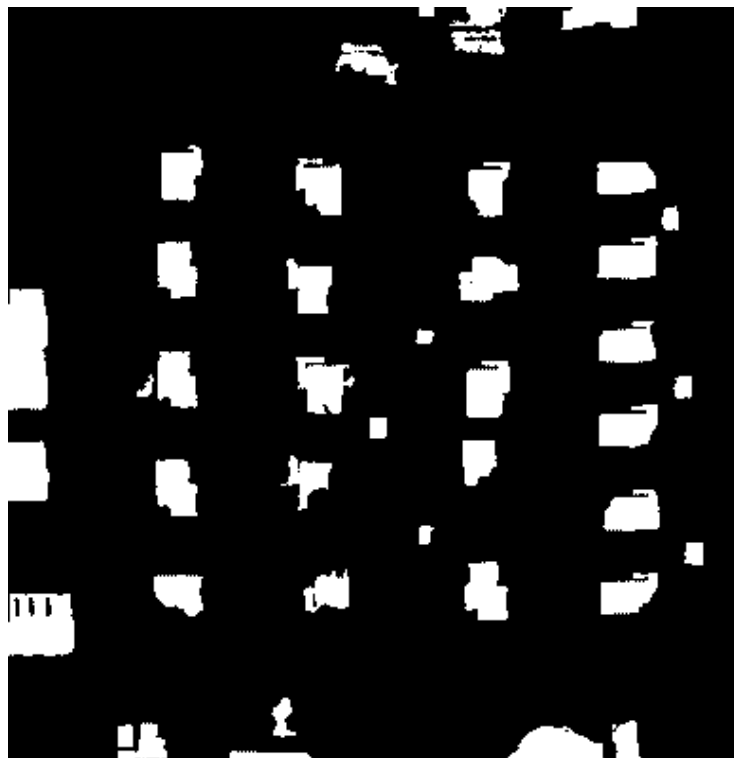
A/A	Αριθμητικό όρισμα φίλτρου ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο γεμίσματος
1	0	69,21%	69,49%
2	10	69,86%	70,10%
3	20	70,28%	70,52%
4	30	70,78%	71,01%
5	40	70,78%	71,01%
6	50	70,75%	70,99%
7	60	70,47%	70,47%

Πίνακας 6.33 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Abidjan

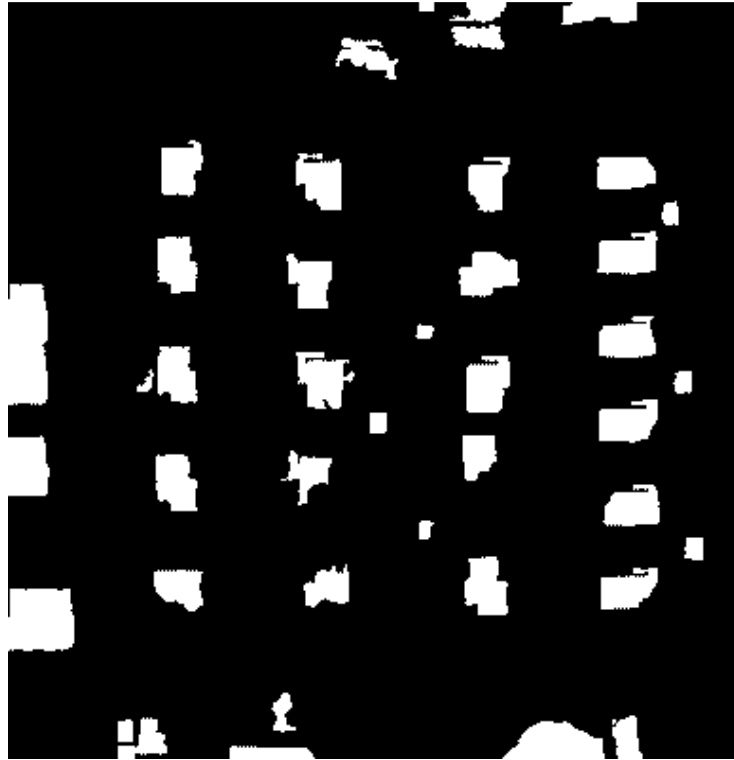
Από τον πίνακα 6.33 παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην τέταρτη εφαρμογή και η αύξηση του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του φίλτρου γεμίματος έφτασε το 1,80% (71,01% - 69,21%). Η αύξηση αυτή δεν κρίνεται ιδιαίτερα σημαντική δεδομένου ότι το ποσοστό του δείκτη είχε φτάσει ήδη στο 70% από την εφαρμογή του ΓΑ. Οπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις εικόνες 6.96 - 6.98.



Εικόνα 6.96 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 5 του ΓΑ (πίνακας 6.22) στην ΔΕ Abidjan (Q=69,21%)



Εικόνα 6.97 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.96 (Q=70,78%)



Εικόνα 6.98 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.96 (Q=71,01%)

ΔΕ CotdAzur1:

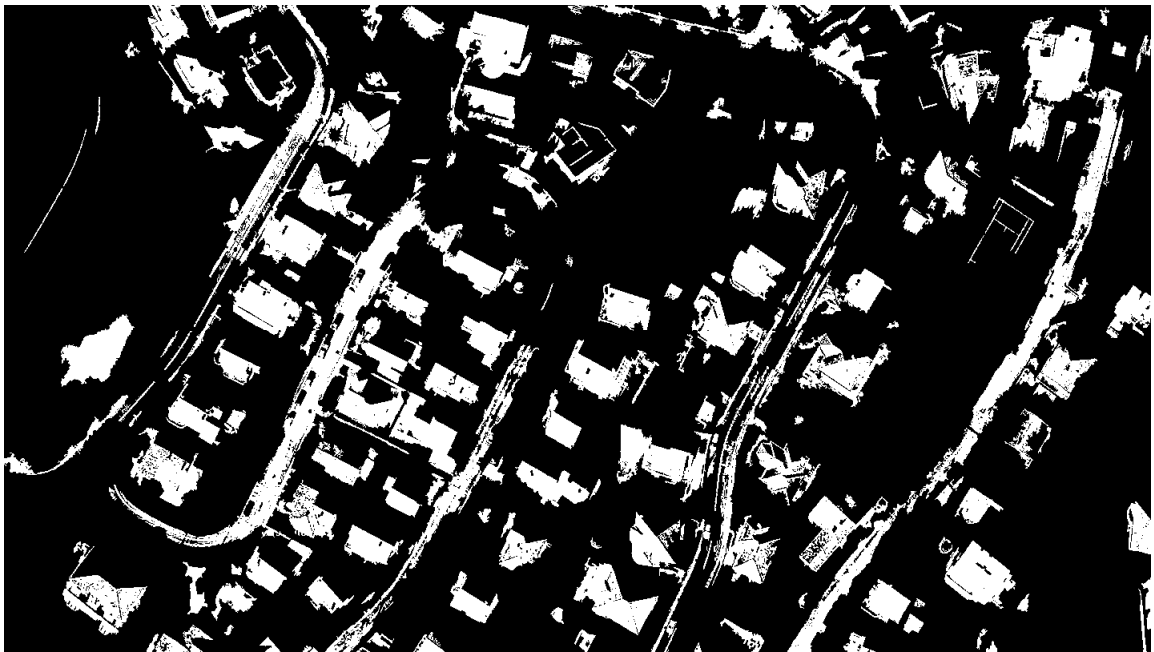
A/A	Αριθμητικό όρισμα φίλτρου ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο γεμίσματος
1	0	33,84%	35,06%
2	10	34,10%	35,33%
3	20	34,20%	35,44%
4	30	34,29%	35,54%
5	40	34,38%	35,64%
6	50	34,50%	35,76%
7	60	34,59%	35,84%
8	70	34,57%	35,84%

Πίνακας 6.34 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ CotdAzur1

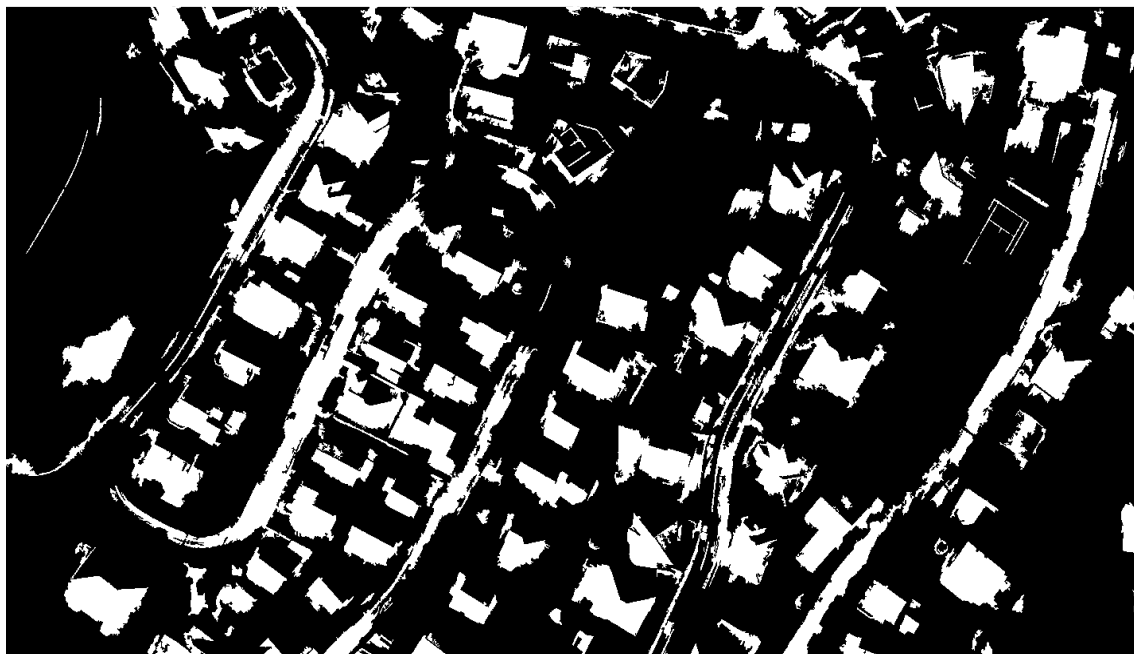
Από τον πίνακα 6.34 παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην έβδομη εφαρμογή και η αύξηση του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του φίλτρου γεμίματος έφτασε το 2% (35,84% - 33,84%). Η αύξηση αυτή κρίνεται σημαντική δεδομένου ότι το ποσοστό του δείκτη ήταν στο 33,84%. Οπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις εικόνες 6.99 - 6.101.



Εικόνα 6.99 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 7 του ΓΑ (πίνακας 6.24) στην ΔΕ CotdAzur1 (Q=33,84%)



Εικόνα 6.100 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.99 (Q=34,59%)



Εικόνα 6.101 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.99 (Q=35,84%)

ΔΕ CotdAzur2:

A/A	Αριθμητικό όρισμα φίλτρου ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο γεμίσματος
1	0	45,07%	46,15%
2	10	45,83%	46,92%
3	20	46,18%	47,28%
4	100	47,09%	48,23%
5	200	47,51%	48,66%
6	300	47,72%	48,88%
7	400	47,95%	49,12%
8	500	48,22%	49,40%
9	550	47,92%	49,10%
10	600	48,05%	49,24%

Πίνακας 6.35 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ CotdAzur2

Από τον πίνακα 6.35 παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην όγδοη εφαρμογή και η αύξηση του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του φίλτρου γεμίματος έφτασε το 4,33% (49,40% - 45,07%). Η αύξηση αυτή κρίνεται ιδιαίτερα σημαντική δεδομένου ότι το ποσοστό του δείκτη ήταν στο 45,07%. Ωστόσο παρατηρείται ότι αν και το όρισμα του φίλτρου ανοίγματος είναι αρκετά μεγάλο το αποτέλεσμα που προκύπτει είναι το βέλτιστο. Οπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις εικόνες 6.102 - 6.104.



Εικόνα 6.102 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 3 του ΓΑ (πίνακας 6.26) στην ΔΕ CotdAzur2 (Q=45,07%)



Εικόνα 6.103 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.102 (Q=48,22%)



Εικόνα 6.104 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.102 (Q=49,40%)

ΔΕ Bodensee:

A/A	Αριθμητικό όρισμα φίλτρου ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο γεμίσματος
1	0	18,91%	23,42%
2	20	19,23%	24,32%
3	40	19,38%	24,52%
4	60	19,51%	24,74%
5	80	19,51%	24,82%
6	100	19,55%	20,17% (majority)
7	120	19,49%	24,86%
8	140	19,48%	24,98%

Πίνακας 6.36 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Bodensee

Από τον πίνακα 6.36 παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην πέμπτη εφαρμογή και η αύξηση του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του φίλτρου γεμίσματος έφτασε το 4,91% (24,82% - 18,91%). Ωστόσο αν και η αύξηση αυτή κρίνεται σημαντική, δεδομένου ότι το ποσοστό του δείκτη ήταν στο 18,91%, το οπτικό αποτέλεσμα από την εφαρμογή του φίλτρου γεμίσματος δεν ήταν ικανοποιητικό. Για το λόγο αυτό εφαρμόστηκε το φίλτρο πλειοψηφίας με ποσοστό δείκτη 20,17%. Οπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις εικόνες 6.105 - 6.108.



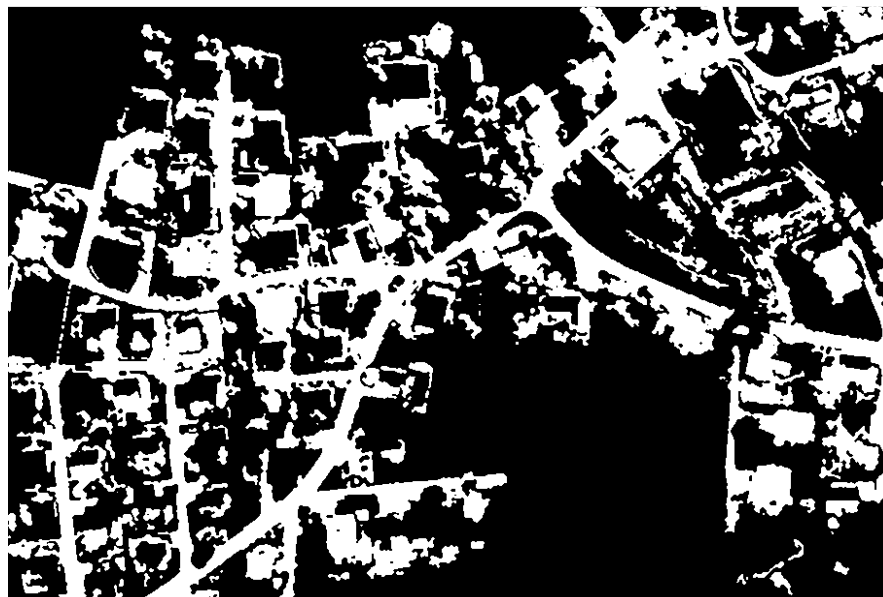
Εικόνα 6.105 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 5 του ΓΑ (πίνακας 6.28) στην ΔΕ Bodensee (Q=18,91%)



Εικόνα 6.106 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.105 (Q=19,51%)



Εικόνα 6.107 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.105 (Q=24,82%)



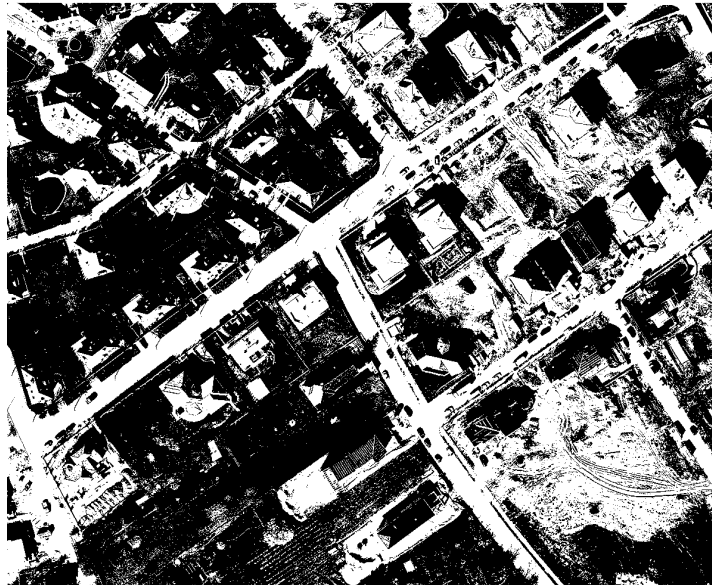
Εικόνα 6.108 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου πλειοψηφίας στην εικόνα 6.105 (Q=20,17%)

ΔΕ Budapest:

A/A	Αριθμητικό όρισμα φίλτρου ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο γεμίσματος
1	0	15,65%	16,55%
2	20	15,73%	16,65%
3	40	15,62%	16,58%
4	60	15,66%	16,61%
5	80	15,66%	16,61%
6	100	15,65%	15,81% (majority)

Πίνακας 6.37 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Budapest

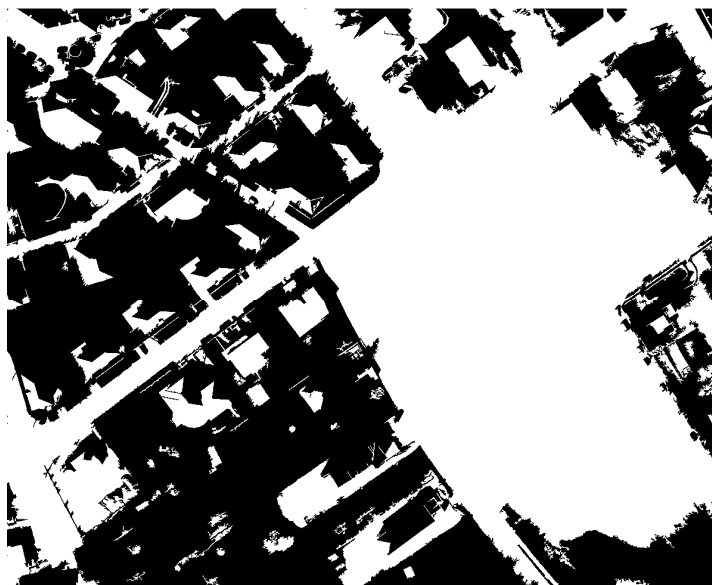
Από τον πίνακα 6.37 παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην τέταρτη εφαρμογή και η αύξηση του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του φίλτρου γεμίσματος έφτασε το 0,96% (16,61% - 15,65%). Η αύξηση αυτή δεν κρίνεται σημαντική, δεδομένου ότι το ποσοστό του δείκτη ήταν στο 15,65% και επίσης το οπτικό αποτέλεσμα από την εφαρμογή του φίλτρου δεν ήταν ικανοποιητικό. Για το λόγο αυτό εφαρμόστηκε το φίλτρο πλειοψηφίας με ποσοστό δείκτη 15,81%. Οπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις εικόνες 6.109 - 6.112.



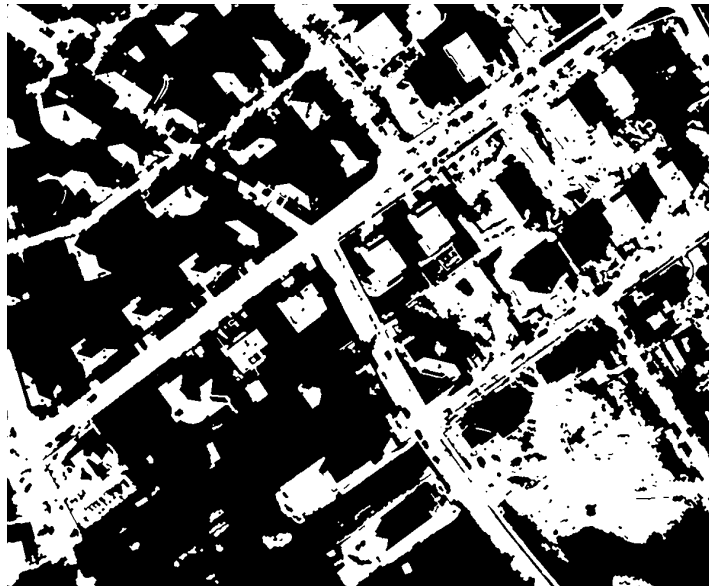
Εικόνα 6.109 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 4 του ΓΑ (πίνακας 6.30) στην ΔΕ Budapest (Q=15,65%)



Εικόνα 6.110 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.109 (Q=15,66%)



Εικόνα 6.111 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίσματος στην εικόνα 6.109 (Q=16,61%)



Εικόνα 6.112 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου πλειοψηφίας στην εικόνα 6.109 (Q=15,81%)

ΔΕ Normandy:

A/A	Αριθμητικό όρισμα φίλτρου ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο ανοίγματος	Quality μετά το φίλτρο γεμίσματος
1	0	27,22%	27,95%
2	20	27,85%	28,59%
3	40	28,06%	28,81%
4	60	28,14%	28,90%
5	80	28,22%	28,98%
6	120	28,49%	29,28%
7	150	28,48%	29,25%

Πίνακας 6.38 - Αποτελέσματα δείκτη Quality από την εφαρμογή φίλτρων στην ΔΕ Normandy

Από τον πίνακα 6.38 παρατηρείται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην έκτη εφαρμογή και η αύξηση του δείκτη Quality μετά την εφαρμογή και του φίλτρου γεμίσματος έφτασε το 2,06% (29,28% - 27,22%). Η αύξηση αυτή κρίνεται σημαντική δεδομένου ότι το ποσοστό του δείκτη ήταν στο 27,22% από την εφαρμογή του ΓΑ. Οπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις εικόνες 6.113 - 6.115.



Εικόνα 6.113 - Αποτέλεσμα ταξινόμησης της εφαρμογής 4 του ΓΑ (πίνακας 6.32) στην ΔΕ Normandy (Q=27,22%)



Εικόνα 6.114 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου ανοίγματος στην εικόνα 6.113 (Q=28,49%)



Εικόνα 6.115 - Αποτέλεσμα εφαρμογής φίλτρου γεμίματος στην εικόνα 6.113 (Q=29,28%)

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Στην παρούσα διπλωματική πραγματοποιήθηκε η διερεύνηση της εξαγωγής κτιριακών εγκαταστάσεων από δορυφορικές εικόνες IKONOS, μέσω της εφαρμογής ΓΑ, με σκοπό να βελτιστοποιηθούν οι παράμετροι που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος που έχει δημιουργηθεί με βάση την μεθοδολογία των **Mumford - Shah** ώστε να προκύψουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα. Κατόπιν όλων όσων αναφέρθηκαν στις παραγράφους 1 - 6, προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα:

- Η εφαρμογή ΓΑ στον αλγόριθμο εντοπισμού κτιριακών εγκαταστάσεων **βελτιστοποίησε** τα αποτελέσματα των τιμών των παραμέτρων. Σημαντική παράμετρος της διαδικασίας αυτής αποτέλεσε το γεγονός ότι δεν απαιτήθηκαν **καθόλου** δοκιμές από τον χρήστη ώστε να ελεγχθούν ποιοι συνδυασμοί παραμέτρων δίνουν έστω και κάποια ικανοποιητικά αποτελέσματα, διαδικασία που μπορεί να κρατήσει πολλές ώρες ή καλύτερα μέρες. Οι συνδυασμοί βέβαια αυτοί θα μπορούσαν να είναι άπειροι, αν αναλογιστεί κανείς ότι για τις πέντε παραμέτρους για τις οποίες εφαρμόστηκε ο ΓΑ και θεωρώντας ότι κάθε παράμετρος μπορεί να λάβει 20 διαφορετικές τιμές (μπορεί να λάβει και περισσότερες από 20), τότε προκύπτουν $20^5 = 3.200.000$ διαφορετικοί συνδυασμοί. Βέβαια ο ΓΑ δεν έλεγξε όλους αυτούς τους συνδυασμούς για να καταλήξει στον βέλτιστο, αλλά ένα πολύ μικρό μέρος. Στο γεγονός αυτό βρίσκεται η **λειτουργικότητα** ενός ΓΑ, στο να καταλήξει στο βέλτιστο αποτέλεσμα χωρίς να εξετάσει όλους τους δυνατούς συνδυασμούς παραμέτρων. Τη σημαντικότερη θέση σε αυτή την διαδικασία ωστόσο, κατέχει όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενα κεφάλαια, η **συνάρτηση αξιολόγησης**, η μη σωστή επιλογή της οποίας μπορεί να οδηγήσει σε ολέθρια αποτελέσματα. Επιπλέον πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στο σκοπό της κάθε εργασίας ώστε να επιλέγεται και ανάλογη συνάρτηση αξιολόγησης. Γενικότερα όταν ο σκοπός της εργασίας είναι η αρχική δημιουργία ενός συστήματος τότε ο ΓΑ πρέπει μέσω της συνάρτησης αξιολόγησης να μπορεί να εντοπίζει το βέλτιστο αποτέλεσμα στο οποίο να επιδιώκει να φτάσει. Αντίθετα εάν ο σκοπός της εργασίας είναι ο έλεγχος ενός ήδη υπάρχοντος συστήματος τότε δεν είναι απαραίτητο ο ΓΑ να γνωρίζει ποιο είναι το βέλτιστο αποτέλεσμα.
- Η τεχνική που ελέγχθηκε στις δοκιμές των εδαφίων 6.2 και 6.3 δηλαδή της εφαρμογής του ΓΑ σε ένα ή περισσότερα τμήματα της κάθε εικόνας και η εν συνεχεία εκτέλεση του αλγορίθμου σε όλη την εικόνα, με βάση τις τιμές των παραμέτρων που προέκυψαν από τις παραπάνω εφαρμογές, έδωσε **θετικά αποτελέσματα** με πολύ σοβαρό **κέρδος** χρόνου. Αν αναλογιστεί κανείς ότι υπήρξε περίπτωση εφαρμογής του ΓΑ σε ολόκληρη την εικόνα που διάρκεσε 20 ώρες και 40 λεπτά ενώ μια από τις εφαρμογές σε τμήμα της εικόνας αυτής είχε διάρκεια 1 ώρα και 32 λεπτά (πίνακας 6.23), προκύπτοντας μάλιστα το ίδιο ποσοστό του δείκτη Quality σε ολόκληρη την εικόνα και από τις δυο εφαρμογές (33,8%), είναι πασιφανές το τεράστιο κέρδος χρόνου που προκύπτει, ιδίως εάν η εικόνα έχει μεγάλες διαστάσεις. Στην συγκεκριμένη περίπτωση η αρχική εικόνα είχε διαστάσεις 1432 x 815, ενώ το τμήμα της εικόνας είχε 538 x 396, παρουσιάζοντας όμως ίδια περίπου κάλυψη με το σύνολο της αρχικής εικόνας (ΔΕ CotdAzur1). Εξετάζοντας αναλυτικότερα τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στους πίνακες 6.21, 6.23, 6.25, 6.27, 6.29 και 6.31, παρατηρείται ότι το **κέρδος** χρόνου ανάμεσα στην μεγαλύτερης διάρκειας εφαρμογή του ΓΑ σε όλη την εικόνα και στην μικρότερης διάρκειας εφαρμογή σε τμήμα της αντίστοιχης εικόνας ήταν:

- ✓ ΔΕ Abidjan, 1 ώρα και 40 λεπτά (2 ώρες και 10 λεπτά η μεγαλύτερη διάρκεια και 30 λεπτά η μικρότερη) (πίνακας 6.21),
 - ✓ ΔΕ CotdAzur1, 19 ώρες και 3 λεπτά (20 ώρες και 35 λεπτά η μεγαλύτερη διάρκεια και 1 ώρα και 32 λεπτά η μικρότερη) (πίνακας 6.23),
 - ✓ ΔΕ CotdAzur2, 16 ώρες και 24 λεπτά (20 ώρες και 15 λεπτά η μεγαλύτερη διάρκεια και 3 ώρες και 51 λεπτά η μικρότερη) (πίνακας 6.25),
 - ✓ ΔΕ Bodensee 19 ώρες και 55 λεπτά (21 ώρες και 9 λεπτά η μεγαλύτερη διάρκεια και 1 ώρα και 14 λεπτά η μικρότερη) (πίνακας 6.27),
 - ✓ ΔΕ Budapest 17 ώρες και 47 λεπτά (20 ώρες και 17 λεπτά η μεγαλύτερη διάρκεια και 2 ώρες και 30 λεπτά η μικρότερη) (πίνακας 6.29) και
 - ✓ ΔΕ Normandy 12 ώρες και 22 λεπτά, (14 ώρες και 26 λεπτά η μεγαλύτερη διάρκεια και 2 ώρες και 4 λεπτά η μικρότερη) (πίνακας 6.31).
- Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή του αλγορίθμου σε κάθε εικόνα, με βάση τις παραμέτρους που έδωσε ο ΓΑ, εξαρτώνται από το είδος αυτής. Συγκεκριμένα στην **παγχρωματική** εικόνα όπου τα κτίρια ήταν **έντονα διακριτά** από τον περιβάλλοντα χώρο λόγω της μεγάλης διαφοροποίησης των στατιστικών υπογραφών αυτών από την γύρω τους έκταση, τα ποσοστά του δείκτη Quality έφτασαν περίπου το 69,21% (πίνακας 6.22). Από την άλλη πλευρά στις **έγχρωμες** (RGB 321) εικόνες η συγκεκριμένη υλοποίηση του αλγορίθμου **δεν** εκμεταλλεύτηκε πλήρως την φασματική πληροφορία με αποτέλεσμα την ύπαρξη **ποικιλίας** αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα τα αποτελέσματα του δείκτη Quality για την κάθε ΔΕ έχουν:
- ✓ ΔΕ CotdAzur1, 33,84% (πίνακας 6.24),
 - ✓ ΔΕ CotdAzur2, 45,07% (πίνακας 6.26),
 - ✓ ΔΕ Bodensee, 18,91% (πίνακας 6.28),
 - ✓ ΔΕ Budapest, 16,78% (πίνακας 6.30) και
 - ✓ ΔΕ Normandy, 27,62% (πίνακας 6.32).

Παρατηρείται ότι στην περιοχή της CotdAzur2 τα αποτελέσματα ήταν καλύτερα σε σχέση με τις υπόλοιπες περιοχές ενώ τα αποτελέσματα που προέκυψαν για την περιοχή της Budapest και της Normandy κατέχουν την χαμηλότερη θέση. Το γεγονός αυτό προκύπτει λόγω των παρόμοιων στατιστικών τιμών φωτεινότητας που υπήρχαν ανάμεσα στα υπό εντοπισμό κτίρια και στο περιβάλλοντα χώρο. Προφανώς αναφέρονται παρόμοιες στατιστικές τιμές φωτεινότητας καθώς από την **τριχρωμία RGB** μέσω συνάρτησης στο matlab δημιουργούνταν η **τριχρωμία HSY** από την οποία και χρησιμοποιείτο η συνιστώσα **Luminance**, δηλαδή της φωτεινότητας (τρίτη συνιστώσα). Η τριχρωμία αυτή αναλύθηκε στο εδάφιο 5.3 με λεπτομέρεια.

- Σημαντική παράμετρος στην διαδικασία εφαρμογής του ΓΑ αποδείχτηκαν οι **επιλογές** που χρησιμοποιήθηκαν στις διάφορες δυνατότητες του. Πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη **προσοχή** σε αυτές τις επιλογές δηλαδή στον τρόπο με τον οποίο θα γίνει η διασταύρωση, η μετάλλαξη, η επιλογή, ποιο θα είναι το μέγεθος του αρχικού πληθυσμού όπως επίσης και τα όρια στα οποία θα τερματιστεί ο ΓΑ αλλά και σε όλες τις υπόλοιπες δυνατότητες που αναλύθηκαν πρωτίτερα. Πριν επιλεγεί ποια τιμή θα χρησιμοποιηθεί σε κάθε δυνατότητα πρέπει να εξετάζεται το εκάστοτε πρόβλημα. Για παράδειγμα μέγεθος πληθυσμού μεγάλο, σε πρόβλημα με μικρό αριθμό παραμέτρων μπορεί να αποβεί **χρονοβόρο** χωρίς αποτελέσματα που να αξίζουν αυτή την

σπατάλη χρόνου. Το ίδιο μπορεί να συμβεί εάν δοθούν πολύ μικρές τιμές στα όρια τερματισμού του ΓΑ σε ένα πρόβλημα που δεν ενδιαφέρει τόσο πολύ η ακρίβεια δεκαδικού. Για παράδειγμα στις εφαρμογές που έγιναν στο τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur1 για τρεις παραμέτρους, ο χρόνος κυμάνθηκε από 1 ώρα και 40 λεπτά έως 4 ώρες (πίνακας 6.23). Η διακύμανση αυτή οφείλεται στις διαφορετικές επιλογές που δόθηκαν στις διάφορες δυνατότητες, με κύρια αυτή που αναφέρεται στο μέγεθος του πληθυσμού κάθε γενιάς, όπου ήταν 10 άτομα στην μικρότερη διάρκεια και 40 άτομα στην μεγαλύτερη. Ωστόσο τα αποτελέσματα του δείκτη Quality που προέκυψαν από τις δυο ακραίες σε χρόνο εφαρμογές, διέφεραν μόνο κατά 0,26% (38,11% - 37,85%) τόσο στο τμήμα της εικόνας αυτής όσο και στο σύνολο της. Επίσης ένα δεύτερο παράδειγμα αποτελούν οι τρεις πρώτες εφαρμογές στο τμήμα 2 της ΔΕ Budapest (πίνακας 6.29), όπου ενώ χρησιμοποιήθηκε ο ίδιος αρχικός πληθυσμός σε μέγεθος (40 άτομα ανά γενιά) αλλά διαφορετικές οι υπόλοιπες επιλογές, ο χρόνος εκτέλεσης κυμάνθηκε από 2 ώρες και 41 λεπτά έως 5 ώρες και 1 λεπτό.

- Ο εντοπισμός **όλων** των κτιριακών εγκαταστάσεων σε μια περιοχή και ιδιαίτερα στο σύνολο τους, καθίσταται ιδιαίτερα **δύσκολος**. Είναι φυσικό σε μια περιοχή τα κτίρια να παρουσιάζουν διαφορές μεταξύ τους. Εξάιρεση αποτελούν περιοχές όπου πρέπει όλα τα κτίρια να κατασκευαστούν με συγκεκριμένες προδιαγραφές, καθώς το υπαγορεύουν πολεοδομικοί νόμοι - κανονισμοί. Ωστόσο και σε αυτήν την περίπτωση υπάρχει πιθανότητα η λήψη της εικόνας να γίνει με τέτοιο τρόπο ώστε να δημιουργηθεί **σκίαση** σε μέρος κτιρίων ή ακόμα και σε ολόκληρα κτίρια οπότε να καταστεί **δύσκολος** ο εν συνεχεία πλήρης εντοπισμός τους. Σε γενικές γραμμές ο αλγόριθμος Mumford - Shah **λειτουργεί σωστά** εάν θεωρηθεί ότι στόχος του είναι ο εντοπισμός των κτιρίων σε μια εικόνα, είτε **τμηματικά** είτε στο **σύνολό** τους.
- Τέλος μέσω της διαδικασίας εφαρμογής μορφολογικών φίλτρων του εδαφίου 6.4, στην βέλτιστη ταξινόμηση κάθε ΔΕ του εδαφίου 6.3, προέκυψαν βελτιώσεις στις εικόνες αυτές τόσο οπτικά όσο και με αύξηση της τιμής του δείκτη Quality. Το γεγονός αυτό καθιστά **απαραίτητη** την χρήση **φίλτρων** στην διαδικασία εξαγωγής κτιριακών εγκαταστάσεων αλλά και γενικότερα χαρακτηριστικών από μια εικόνα έτσι ώστε το αποτέλεσμα να τείνει προς το βέλτιστο δυνατό. Τα αποτελέσματα της αύξησης του δείκτη για κάθε εικόνα έχουν ως εξής:
 - ✓ ΔΕ Abidjan, 71,01% από 69,21%,
 - ✓ ΔΕ CotdAzur1, 35,84% από 33,84%,
 - ✓ ΔΕ CotdAzur2, 49,40% από 45,07%,
 - ✓ ΔΕ Bodensee, 20,17% από 18,91%,
 - ✓ ΔΕ Budapest, 16,61% από 15,65% και
 - ✓ ΔΕ Normandy, 29,28% από 27,22%.

Προτείνονται τα εξής:

- Εφαρμογή του ΓΑ σε **περισσότερες εικόνες**, τόσο παγχρωματικές όσο και έγχρωμες, ώστε να ελεγχθούν και να επιβεβαιωθούν τα προηγούμενα συμπεράσματα σε μεγαλύτερο βαθμό. Επιπλέον οι εικόνες αυτές να προέρχονται όχι μόνο από τον δορυφόρο IKONOS αλλά και από άλλους όπως QUICKBIRD, EROS, GEOEYE, LANDSAT. Θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ακόμα και αεροφωτογραφίες ώστε να ελεγχθεί η αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου και σε αυτές.
- Χρησιμοποίηση περισσότερων **φίλτρων** στην κάθε εικόνα είτε **πριν** την διαδικασία του ΓΑ είτε **μετά**. Για παράδειγμα θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί φίλτρο απαλοιφής γραμμικών συνεχόμενων στοιχείων τα οποία εκτείνονται πάνω από ορισμένη απόσταση, ώστε να εξαλειφθούν τμήματα ή και το σύνολο των δρόμων από μια εικόνα. Το φίλτρο αυτό θα μπορούσε να εφαρμοστεί πριν την εφαρμογή του ΓΑ ώστε ο αλγόριθμος Mumford - Shah να αναζητάει κτίρια σε μια εικόνα η οποία αποτελείται μόνο από κτίρια και τον περιβάλλοντα χώρο, χωρίς τους δρόμους. Ωστόσο το φίλτρο αυτό θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και μετά το πέρας του αλγορίθμου Mumford - Shah, όπου θα επιδρά στο τελικό αποτέλεσμα για την απαλοιφή των γραμμικών στοιχείων.
- Έλεγχος προκειμένου να διαπιστωθεί κατά πόσο μπορεί η παραπάνω μεθοδολογία να υλοποιηθεί στην **αντιμετώπιση** διαφόρων ειδών **προβλημάτων**. Για παράδειγμα να γίνεται σύγκριση μιας καμένης περιοχής σε δυο διαφορετικές χρονικές περιόδους ώστε να μπορεί να εντοπιστεί αυθαίρετη δόμηση και εν συνεχεία να πραγματοποιείται εξαγωγή των αυθαιρέτων κτισμάτων.
- Τέλος προτείνεται σε εικόνες από δορυφόρους με περισσότερα από τρία κανάλια, να χρησιμοποιηθεί **αντί** της αρχικής τριχρωμίας **RGB** κάποια **άλλη** τριχρωμία. Με τον τρόπο αυτό υπάρχει περίπτωση μέσω της μετατροπής σε Hue Saturation και Luminance και εν συνεχεία χρησιμοποίηση της συνιστώσας Luminance να υπάρξουν καλύτερα αποτελέσματα από την εφαρμογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου. Επιπλέον θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί αντί της συνιστώσας Luminance κάποια **άλλη συνιστώσα** η οποία να προέρχεται από μετατροπή της αρχικής τριχρωμίας σε κάποια διαφορετική από την τριχρωμία HSY. Για παράδειγμα θα μπορούσε να μετατραπεί σε HSL δηλαδή Hue, Saturation, Lightness, ή σε HSV δηλαδή Hue, Saturation, Value (Brightness) ή ακόμα και σε HIS δηλαδή Hue, Saturation, Intensity. Με τον τρόπο αυτό θα υπάρξει μεγαλύτερος και λεπτομερέστερος έλεγχος της αποτελεσματικότητας του συγκεκριμένου αλγορίθμου καθώς και να εντοπιστεί εάν και ποια από τις παραπάνω συνιστώσες μπορεί να δώσει τα βέλτιστα αποτελέσματα.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΗΓΕΣ

- [1] Αργιαλάς, Δ., 1998, “Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση”, Εκδόσεις ΣΑΤΜ/ ΕΜΠ, Αθήνα.
- [2] Αργιαλάς, Δ., 1999, “Φωτοερμηνεία - Τηλεπισκόπηση”, Εκδόσεις ΣΑΤΜ/ΕΜΠ, Αθήνα.
- [3] Καράντζαλος Κ., 2007. “Αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών από εναέριες και δορυφορικές εικόνες με τεχνικές υπολογιστικής όρασης”, Διδακτορική Διατριβή.
- [4] Κουμιανάκης Γεώργιος, 2011. Τεχνική έκθεση στο Μάθημα Εφαρμογές Φωτοερμηνείας - Τηλεπισκόπησης του 9ου Εξαμήνου της ΣΑΤΜ στο ΕΜΠ.
- [5] Λυκοθανάσης Σπυρίδων, 2001. Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές, ΕΑΠ.
- [6] Argialas D. P. and Mavrantza O. D.. Comparison of Edge Detection and Hough Transform Techniques for the Extraction of Geologic Features. Laboratory of Remote Sensing, School of Rural and Surveying Engineering, National Technical University of Athens, Greece.
- [7] Argialas D. P. and Krishnamurthy S.. Detection of Lines and Circles in Maps and Engineering Drawings. Laboratory of Remote Sensing, School of Rural and Surveying Engineering, National Technical University of Athens, Greece.
- [8] Argialas D. P. and Charles Harlow A., 1990. Computational Image Interpretation Models: An Overview and a Perspective. Laboratory of Remote Sensing, School of Rural and Surveying Engineering, National Technical University of Athens, Greece.
- [9] Bagley J.D., 1967. The behavior of adaptive systems which employ genetic and correlation algorithms.
- [10] Belpaeme Tony, 1999. Evolution of visual feature detectors, in: Proceedings of 1st Conference on Evolutionary Computation in Image Analysis and Signal Processing, Göteborg, Sweden, pp. 1–10.
- [11] Benedek Csaba, Descombes Xavier and Zerubia Josiane, 2010. Building detection in a single remotely sensed image with a point process of rectangles. Ariana Project-Team INRIA/CNRS/UNSA, B.P. 93, 06902 Sophia Antipolis, France.
- [12] Bhanu B., Lin Y., 2002. Learning composite operators for object detection, in: Proceedings of the Conference on Genetic and Evolutionary Computation, NY, USA, pp. 1003–1010.
- [13] Bhanu Bir, Lin Yingqiang, 2004. Object detection in multi-modal images using genetic programming. College of Engineering, University of California, Riverside, CA 92521, USA.
- [14] Caselles V., Catta F., Dibos F., 1993. A geometric model for active contours in image processing, *Numerische Mathematik*, 66:1-31.
- [15] Casselles V., Kimmel R., and Sapiro G., 1997. Geodesic active contours, *International Journal. of Computer Vision*, 22(1):61-79.
- [16] De Jong K.A., 1975. Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems
- [17] Goldberg D.E., 1989. Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley Publishing company, Inc.
- [18] Hanbury's Allan PhD thesis CMM, 2002. Ecole des Mines de Paris, 2002
- [18] Harris C., Buxton B., 1996. Evolving edge detectors with genetic programming. Proceedings of the First Annual Conference on Genetic Programming, MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 309–314.
- [19] Holland J.H., 1975. Adaptation in Natural and Artificial Systems, M.I.T. Press.

- [20] Howard D., Roberts S.C., Brankin R., 1999. Target detection in SAR imagery by genetic programming, in: *Advances in Engineering Software*, vol. 30, no. 5, Elsevierpp. 303–311.
- [21] Jeon Byoung-Ki, Jang Jeong-Hun, and Hong Ki-Sang, 2002. Road Detection in Spaceborne SAR Images Using a Genetic Algorithm. *IEEE Transactions on geosciences and Remote Sensing*, Vol. 40, No.1.
- [22] Karantzas K. and Paragios N., 2010. Large - Scale buildings reconstruction through information fusion and 3-D priors. *IEEE Transactions on geosciences and remote sensing*, vol. 48, no. 5.
- [23] Kass M., Witkin A., and Terzopoulos D., 1987. Snakes: Active contour models, *IEEE International Conference in Computer Vision*, pp.261-268.
- [24] MATLAB, 2008 . “Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox™ User’s Guide”, The MathWorks, Inc.
- [25] Michalewicz Z., 1992. *Genetic Algorithms+Data Structures = Evolution programs*, Springer–Verlag, 2nd ed.
- [26] Mumford D. and Shah J., 1989. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational-problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 42(5), pp.577-685.
- [27] Osher S., Sethian J.A., 1998. Fronts Propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations, *Journal of Computational Physics*, 79, pp.12-49.
- [28] Poli R., 1996. Genetic programming for feature detection and image segmentation, in: T.C. Fogarty (Ed.), *Evolutionary Computation*, Springer-Verlag, Berlin, Germany, pp. 110–125.
- [29] Santos J.A., Ferreira C.D., Torres R. da S., Gonçaves M.A., Lamparelli R.A.C., 2010. A relevance feedback method based on genetic programming for classification of remote sensing images. *Institute of Computing, University of Campinas, Campinas, SP, Brazil*.
- [30] Stanhope S.A., J.M. Daida, 1998. Genetic programming for automatic target classification and recognition in synthetic aperture radar imagery, in: *Proceeding of the Seventh Conference on Evolutionary Programming*, Springer-Verlag, Berlin, Germany, pp. 735–744.
- [31] Tackett Walter Alden, 1993. Genetic programming for feature discovery and image discrimination, in: *Proceedings of 5th International Conference on Genetic Algorithm*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, USA, pp. 303–311.
- [32] Tseng Ming-Hseng, Chen Sheng-Jhe, Hwang Gwo-Haur, Shen Ming-Yu, 2007. A genetic algorithm rule-based approach for land-cover classification. *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Inc. (ISPRS)*.
- [33] Zhang Mengjie and Ciesielski Victor, 1999. *Genetic Programming for Multiple Class Object Detection*. Department of Computer Science, Royal Melbourne Institute of Technology GPO Box 2476V, Melbourne Victoria 3001, Australia.

Url’s

http://en.wikipedia.org/wiki/HSL_and_HSV

<http://www.genetic-programming.org/books.html#AGP>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «Α»

Αρχικός αλγόριθμος αναπτυσμένος σύμφωνα με την μεθοδολογία των Mumford - Shah

```

close all; clear all; clc;
addpath('D:\EMP\9o_eksamino\Mathima_Thema\final_code_final_results\Data_final\budapest')
[scrsz] = get(0,'ScreenSize');

I = (imread('Budapest_2008.BMP'));
figure('Position',[scrsz]), imagesc(I);
axis image off; colormap gray; title('I1: original');
imwrite(I, 'results/I1_RGBoriginal.tif','tif');

[h,s,I] = rgb2hsy(I(:,:,1),I(:,:,2),I(:,:,3));
figure('Position',[scrsz]), imagesc(I);
axis image off; colormap gray; title('I gray');
imwrite(I, 'results/I1_GREYoriginal.tif','tif');

Ior = double(I);

a = 1; b = 1;
xx = linspace(-1,1,size(I,2));
yy = linspace(-1,1,size(I,1));
[x,y] = meshgrid(xx,yy);
R = 0.98;
phi_o = R^2-x.^2/a-y.^2/b;

figure('Position',[scrsz]), imagesc(I);
axis image off; colormap gray; title('I2: Initial Contour, LS #0');
hold on
contour(phi_o,[0 0],'LineColor',[0 1 0],'LineWidth',2);
mov=getframe; mov=frame2im(mov);
imwrite(mov, 'results/I2_LS_0.tif','tif');

m = 1; %weight 0.2 to 2
L1 = 3; %region param. 1 to 20 1;
L2 = 20; %region param. 1 to 20 6;
v = 0.1;
e = 0.125;
dt = 0.1; % 0.01 to 0.0000001 depending on the desired computation
accuracy
N = 100; %iterations 1 to 1000 depending to dt

phi = zeros(size(I,1),size(I,2));
phi = phi_o;
C1 = max(I(:));

for n = 1 : (N-1)
    disp(['ITERATION ' num2str(n)])

```

```

[a,b] = gradient(phi);
K = divergence(a,b);
exter = find(phi < 0);
C2 = sum(I(exter))/(length(exter) + eps);
phi = phi + dt*e*(m.*K - v - L1.*(I - C1).^2 + L2.*(I -
C2).^2)./(pi.*(phi.^2 + e^2));
end

Segmented_binary = phi>0;
figure('Position',[scrsz]), imagesc(Segmented_binary);
axis image off; colormap gray; title('I4: Segmented binary');
imwrite(Segmented_binary, 'results/I4_Segmented_binary.tif','tif');

Ground_truth_im=imread('GTi_Budapest_2008.tif'); figure,
imshow(Ground_truth_im);

addpath('D:\EMP\9o_eksamino\Mathima_Thema\final_code_final_results\Mu
mford_Shah\results')
Resulted_bin=logical(imread('I4_Segmented_binary.tif')); figure,
imshow(Resulted_bin);

TP = (Ground_truth_im + Resulted_bin)== 2; figure, imshow(TP);
impixelinfo
FP = (Ground_truth_im - Resulted_bin)== -1; figure,
imshow(FP);impixelinfo
FN = (Resulted_bin - Ground_truth_im)== -1; figure,
imshow(FN);impixelinfo

TP = size(find(TP==1)); TP=TP(1);
FP = size(find(FP==1)); FP=FP(1);
FN = size(find(FN==1)); FN=FN(1);

Compl = TP/(TP+FN); Correct = TP/(TP+FP); Quality = TP/(TP+FP+FN);
disp('*****');
disp('*****Quality measures *****');
disp('* * * * *');
disp(['Completeness = ' num2str(Compl)];disp(['Correctness = '
num2str(Correct)]);
disp(['Quality = ' num2str(Quality)]);
disp('* * * * *');
disp(['TP = ' num2str(TP)];disp(['FP = ' num2str(FP)];disp(['FN
= ' num2str(FN)];
disp('*****');

```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «B»

Αποτελέσματα της εφαρμογής του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το απόλυτο του αθροίσματος των εικονοστοιχείων κάθε ΔΕ σε συνδυασμό με το ελαχιστοποιημένο συναρτησιακό του αλγορίθμου.

➤ ΔΕ CotdAzur1

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	5.329e+005	1.622e+006	0
2	60	5.057e+005	1.255e+006	0
3	80	4.799e+005	1.064e+006	0
4	100	4.799e+005	1.152e+006	1
5	120	4.799e+005	1.275e+006	2
6	140	3.853e+005	1.13e+006	0
7	160	3.853e+005	1.009e+006	1
8	180	3.853e+005	1.041e+006	2
9	200	3.853e+005	1.145e+006	3
10	220	3.853e+005	9.162e+005	4
11	240	3.853e+005	9.341e+005	5
12	260	3.853e+005	9.394e+005	6
13	280	3.853e+005	9.557e+005	7
14	300	3.853e+005	6.724e+005	8
15	320	7.449e+004	7.08e+005	0
16	340	7.449e+004	5.135e+005	1
17	360	2.471e+004	7.173e+005	0
18	380	2.471e+004	7.034e+005	1
19	400	2.471e+004	6.721e+005	2
20	420	2.471e+004	8.652e+005	3
21	440	974.3	5.489e+005	0
22	460	974.3	7.434e+005	1
23	480	974.3	6.552e+005	2
24	500	974.3	6.834e+005	3
25	520	974.3	6.329e+005	4
26	540	974.3	6.444e+005	5
27	560	974.3	4.199e+005	6
28	580	974.3	4.859e+005	7
29	600	974.3	4.149e+005	8
30	620	974.3	3.793e+005	9

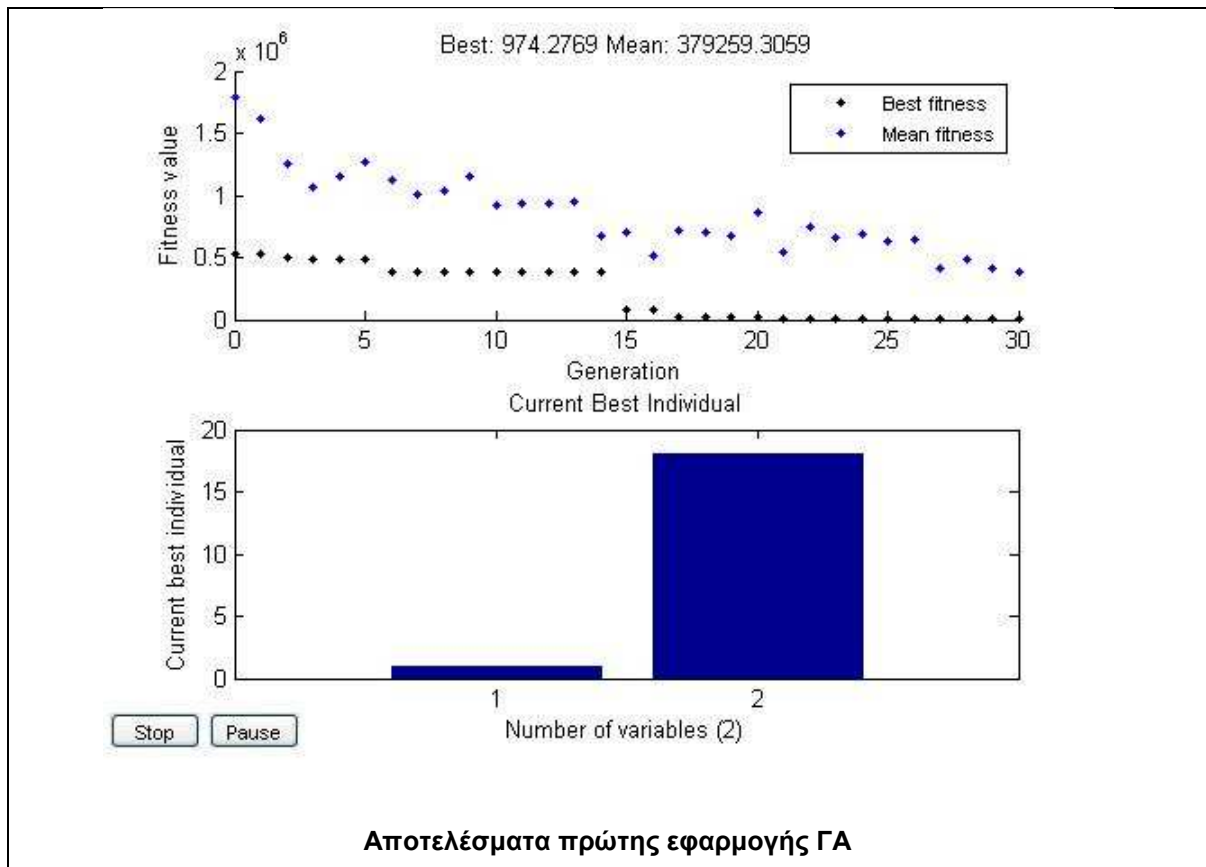
Optimization terminated: maximum number of generations exceeded.

x = 1 18

Fval = 974.2769

exitFlag = 0

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 30
 funccount: 620
 message: [1x64 char]



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	60	3.532e+005	1.997e+006	0
2	90	2.184e+005	1.392e+006	0
3	120	2.184e+005	1.263e+006	1
4	150	5.329e+004	1.349e+006	0
5	180	8056	1.108e+006	0
6	210	8056	9.26e+005	1
7	240	8056	8.953e+005	2
8	270	8056	9.822e+005	3
9	300	8056	8.85e+005	4
10	330	8056	1.044e+006	5
11	360	8056	1.028e+006	6
12	390	8056	1.013e+006	7
13	420	8056	6.422e+005	8
14	450	8056	7.004e+005	9
15	480	8056	1.017e+006	10
16	510	8056	8.862e+005	11
17	540	8056	7.637e+005	12
18	570	8056	7.662e+005	13
19	600	8056	1.02e+006	14
20	630	8056	9.917e+005	15
21	660	8056	9.769e+005	16

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

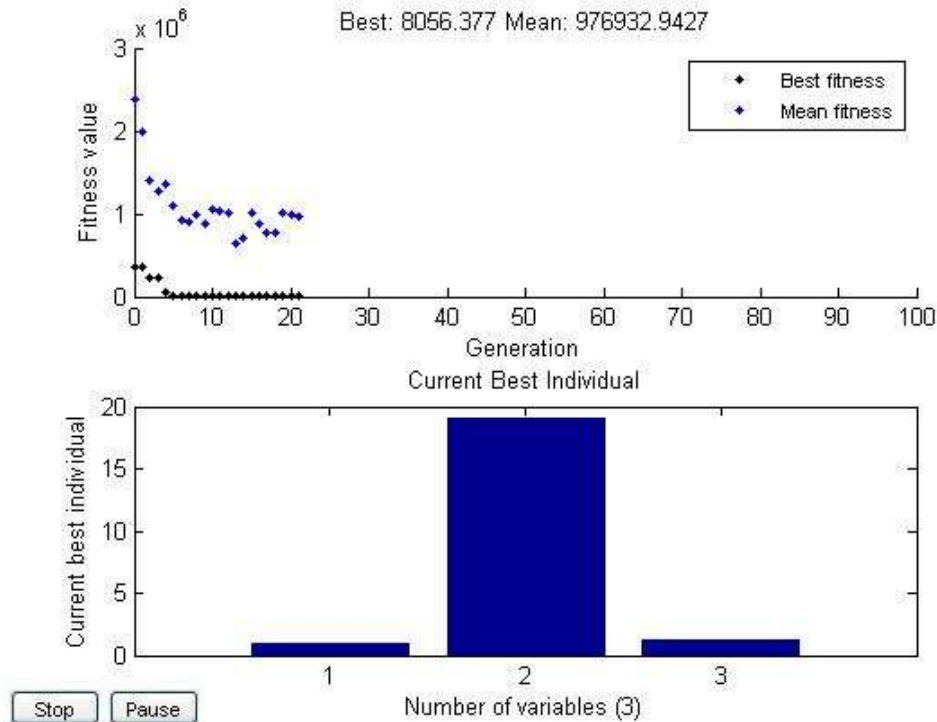
x = 1.0000 19.0000 1.2000

Fval = 8.0564e+003

```

exitFlag = 1

Output =
    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 21
    funccount: 660
    message: [1x86 char]
    
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	6.496e+005	1.704e+006	0
2	60	6.496e+005	1.119e+006	1
3	80	6.496e+005	7.538e+005	2
4	100	6.496e+005	6.637e+005	3
5	120	6.496e+005	6.496e+005	4
6	140	6.494e+005	6.496e+005	0
7	160	6.494e+005	6.496e+005	1
8	180	6.494e+005	6.495e+005	2
9	200	6.494e+005	6.494e+005	3
10	220	6.494e+005	6.494e+005	4
11	240	6.494e+005	6.494e+005	5
12	260	6.494e+005	6.495e+005	6

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```

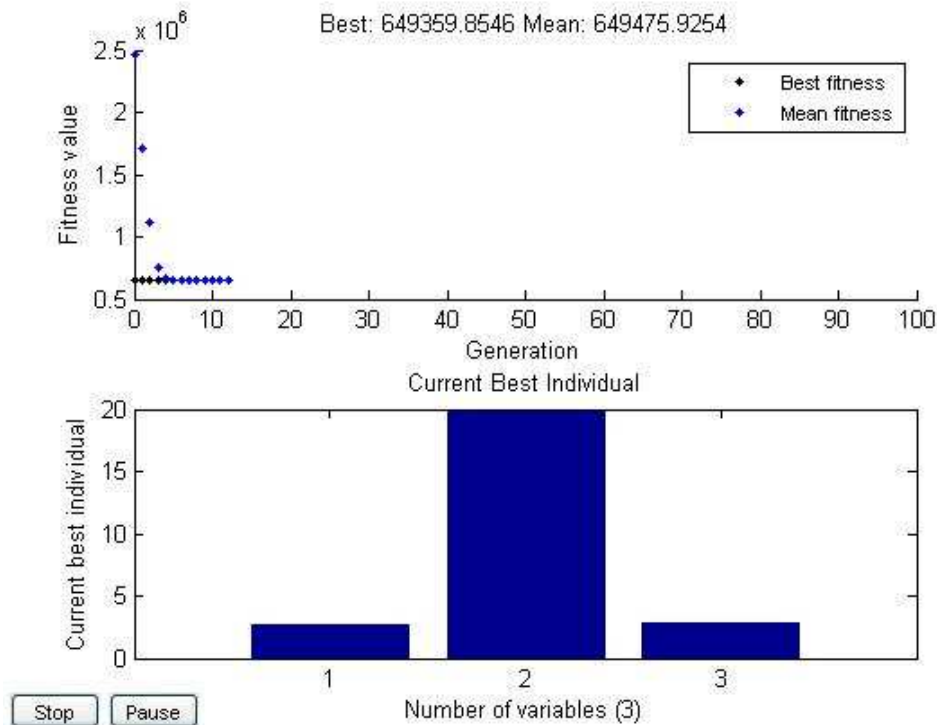
x = 2.6534 19.7152 2.8447

Fval = 6.4936e+005

exitFlag = 1
    
```

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 12
  funccount: 260
  message: [1x86 char]
    
```



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	50	1.368e+005	1.785e+006	0
2	75	1.368e+005	8.79e+005	1
3	100	5216	4.824e+005	0
4	125	5216	2.317e+005	1
5	150	4437	1.364e+005	0
6	175	3047	8.285e+004	0
7	200	2244	6.085e+004	0
8	225	2135	8.399e+004	0
9	250	1659	9.296e+004	0
10	275	1611	1.293e+005	0
11	300	1572	7.989e+004	0
12	325	1446	6.542e+004	0
13	350	1201	4.478e+004	0
14	375	548.5	3.937e+004	0
15	400	101.5	5.18e+004	0
16	425	81.17	4.39e+004	0
17	450	65.8	4.698e+004	0
18	475	65.8	6.914e+004	1
19	500	65.8	5.015e+004	2
20	525	50.29	3.358e+004	0
21	550	35.86	1.811e+004	0
22	575	7.662	7.928e+004	0
23	600	7.662	4.083e+004	1
24	625	6.305	2.123e+004	0

25	650	6.232	5.475e+004	0
26	675	5.783	5.989e+004	0
27	700	2.602	9.692e+004	0
28	725	2.459	7.986e+004	0
29	750	1.869	3.454e+004	0
30	775	1.496	9.278e+004	0
31	800	1.35	1.208e+005	0
32	825	1.35	7.857e+004	1
33	850	1.35	5.179e+004	2
34	875	1.032	3.026e+004	0
35	900	1.032	1.895e+004	1
36	925	1.009	1.956e+004	0
37	950	0.6567	3.65e+004	0
38	975	0.6567	7.596e+004	1
39	1000	0.6567	4.5e+004	2
40	1025	0.579	1.856e+004	0
41	1050	0.5057	2.502e+004	0
42	1075	0.5057	2.274e+004	1
43	1100	0.492	4.617e+004	0
44	1125	0.4893	5.309e+004	0
45	1150	0.4887	5.447e+004	0
46	1175	0.4886	4.204e+004	0
47	1200	0.4886	5.208e+004	0
48	1225	0.1537	5.438e+004	0
49	1250	0.03083	5.625e+004	0
50	1275	0.03083	6.167e+004	1
51	1300	0.03083	2.718e+004	2
52	1325	0.03083	1.971e+004	3
53	1350	0.01071	5608	0
54	1375	0.01071	9185	1
55	1400	0.01071	3777	2
56	1425	0.01071	3835	3
57	1450	0.01071	3277	4
58	1475	0.01071	1414	5
59	1500	0.01071	752.6	6
60	1525	0.01071	399.4	7
61	1550	0.00254	173.8	0
62	1575	0.00254	270.1	1
63	1600	0.00254	152	2
64	1625	0.00254	91.2	3
65	1650	0.001485	56.25	0
66	1675	0.001485	64.71	1
67	1700	0.001485	42.45	2
68	1725	0.0007258	27.77	0
69	1750	0.0007258	24.82	1
70	1775	0.0007258	11.88	2
71	1800	0.0007258	4.286	3
72	1825	0.0007258	6.311	4
73	1850	0.0007258	7.9	5
74	1875	0.0007258	8.051	6
75	1900	0.0007258	3.636	7

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.3670 28.7524 1.9536

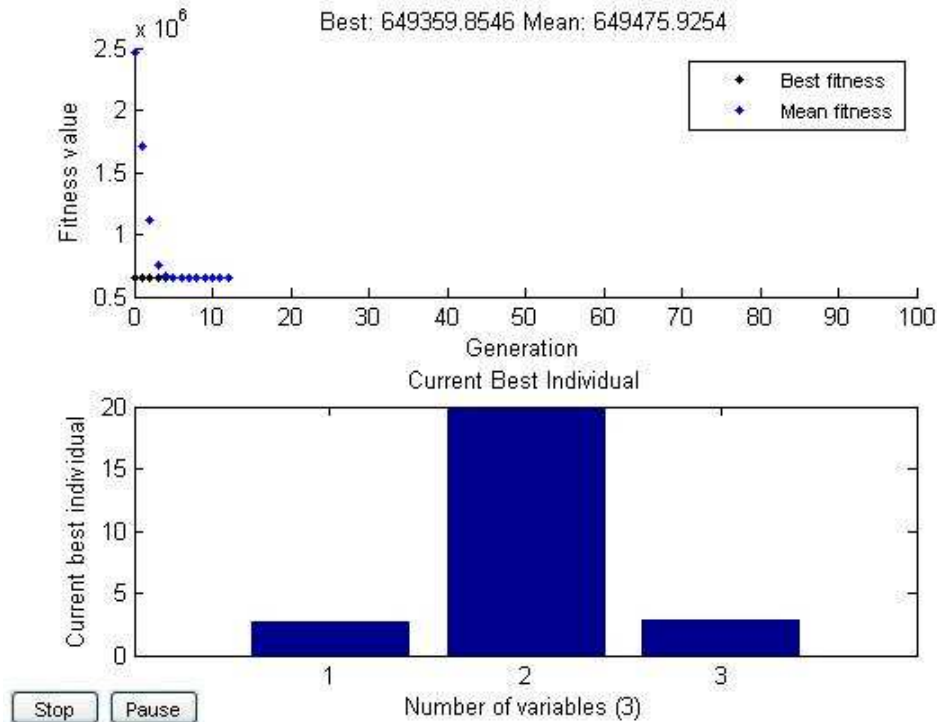
Fval = 7.2582e-004

exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 75
  funccount: 1900
  message: [1x86 char]
    
```

Elapsed time is 202232.431616 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.745e+005	1.965e+006	0
2	120	2.397e+004	1.625e+006	0
3	160	2573	1.163e+006	0
4	200	2573	8.474e+005	1
5	240	2573	4.044e+005	2
6	280	2573	2.172e+005	3
7	320	2573	1.83e+005	4
8	360	2573	9.158e+004	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.2617 28.5448 0.2623

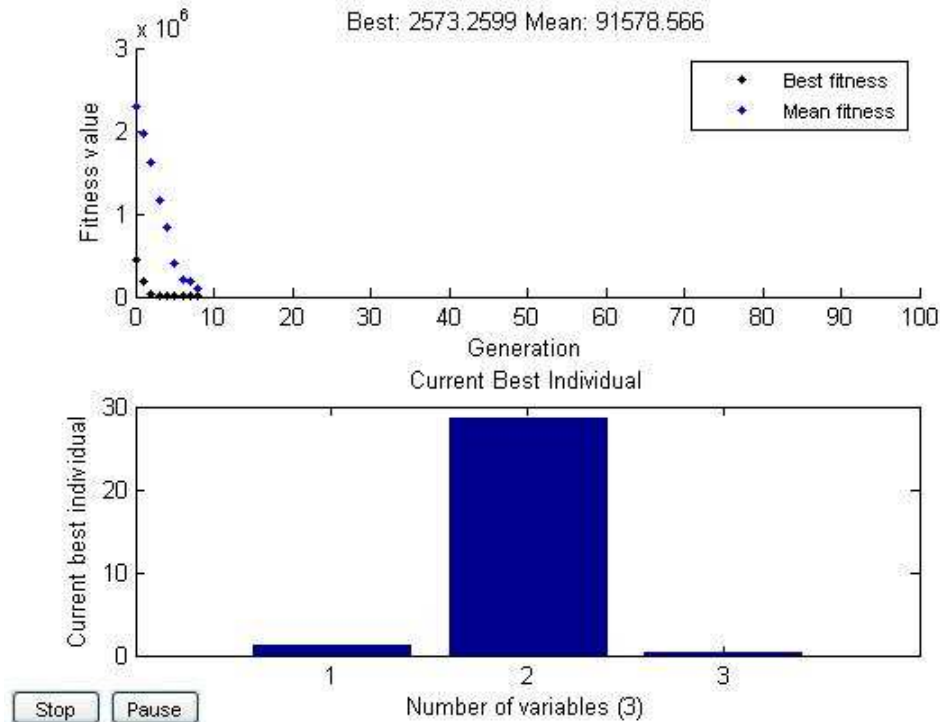
Fval = 2.5733e+003

exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 8
  funccount: 360
  message: [1x86 char]
    
```

Elapsed time is 38600.036906 seconds.



Αποτελέσματα πέμπτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.112e+005	1.852e+006	0
2	120	3.112e+005	1.243e+006	1
3	160	3.112e+005	9.404e+005	2
4	200	3.112e+005	7.134e+005	3
5	240	3.112e+005	4.568e+005	4
6	280	3.112e+005	3.74e+005	5
7	320	3.112e+005	3.765e+005	6
8	360	3.112e+005	3.765e+005	7
9	400	3.112e+005	3.269e+005	8
10	440	3.112e+005	3.269e+005	9
11	480	3.112e+005	3.112e+005	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.9726 25.6291 2.1225

Fval = 3.1116e+005

exitFlag = 1

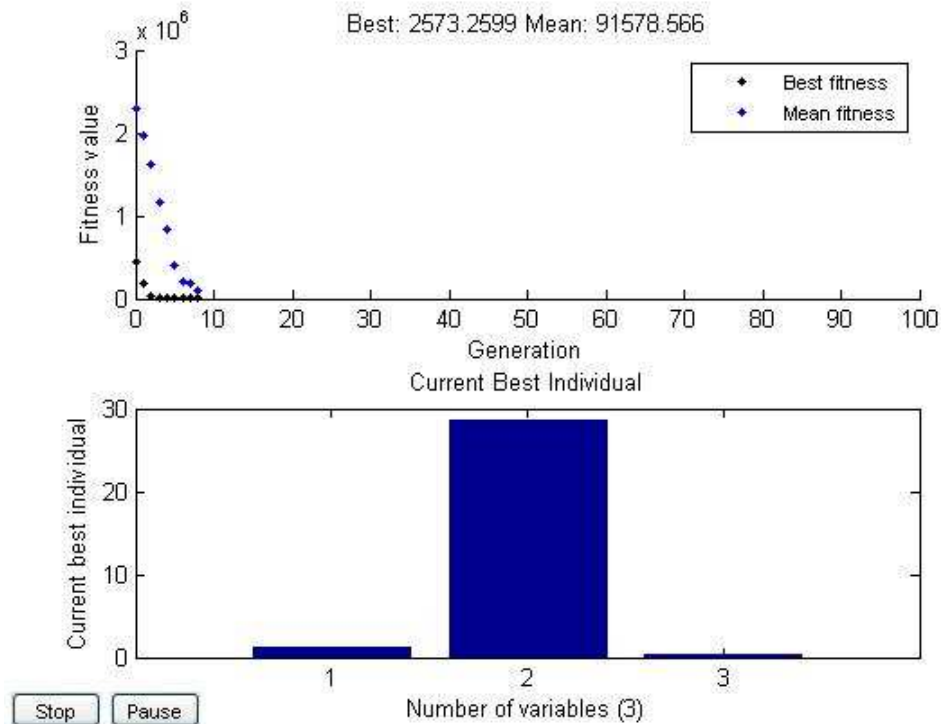
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 11
funccount: 480
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 38048.919505 seconds.



Αποτελέσματα έκτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	-3.231e+006	-2.957e+006	0
2	60	-3.231e+006	-3.22e+006	1
3	80	-3.231e+006	-3.231e+006	2
4	100	-3.231e+006	-3.231e+006	3
5	120	-3.231e+006	-3.22e+006	4
6	140	-3.231e+006	-3.231e+006	5
7	160	-3.231e+006	-3.231e+006	6
8	180	-3.231e+006	-3.231e+006	7
9	200	-3.231e+006	-3.229e+006	8
10	220	-3.231e+006	-3.231e+006	9
11	240	-3.231e+006	-3.231e+006	10
12	260	-3.231e+006	-3.231e+006	11
13	280	-3.231e+006	-3.231e+006	12

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

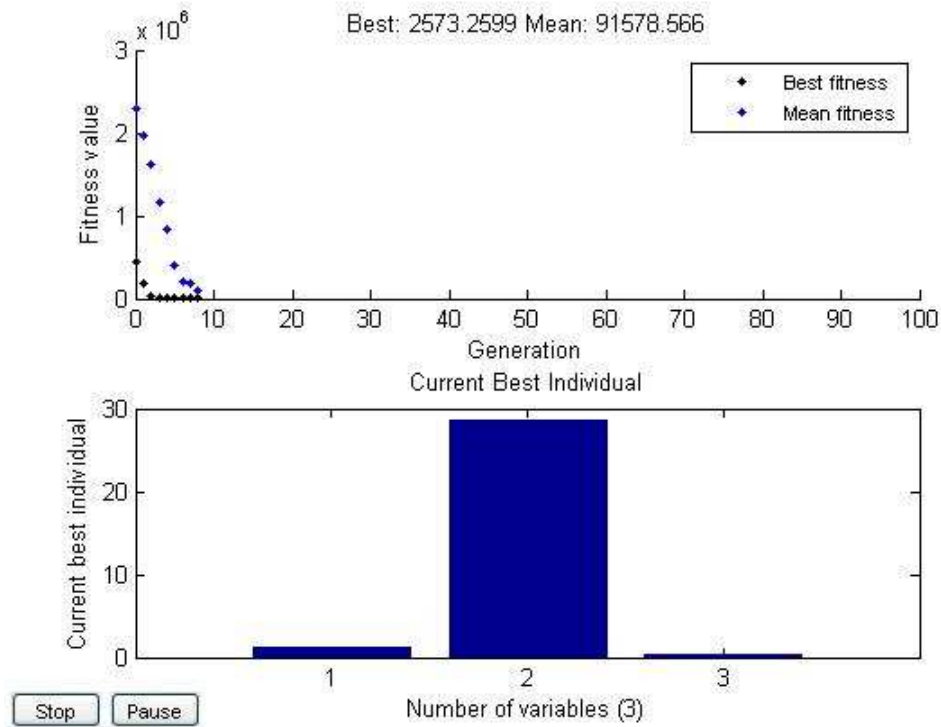
x = 28.6423 5.6805 1.3864

Fval = -3.2314e+006

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'  
rngstate: [1x1 struct]  
generations: 13  
funccount: 280  
message: [1x86 char]
```



Αποτελέσματα έβδομης εφαρμογής ΓΑ

➤ ΔΕ Budapest

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.241e+005	1.271e+006	0
2	60	1.241e+005	1.06e+006	1
3	80	1.241e+005	9.15e+005	2
4	100	1.241e+005	8.421e+005	3
5	120	1.241e+005	6.368e+005	4
6	140	1.241e+005	6.617e+005	5
7	160	1.241e+005	6.462e+005	6
8	180	1.241e+005	7.136e+005	7
9	200	1.241e+005	5.742e+005	8
10	220	1.241e+005	6.401e+005	9
11	240	1.241e+005	6.585e+005	10

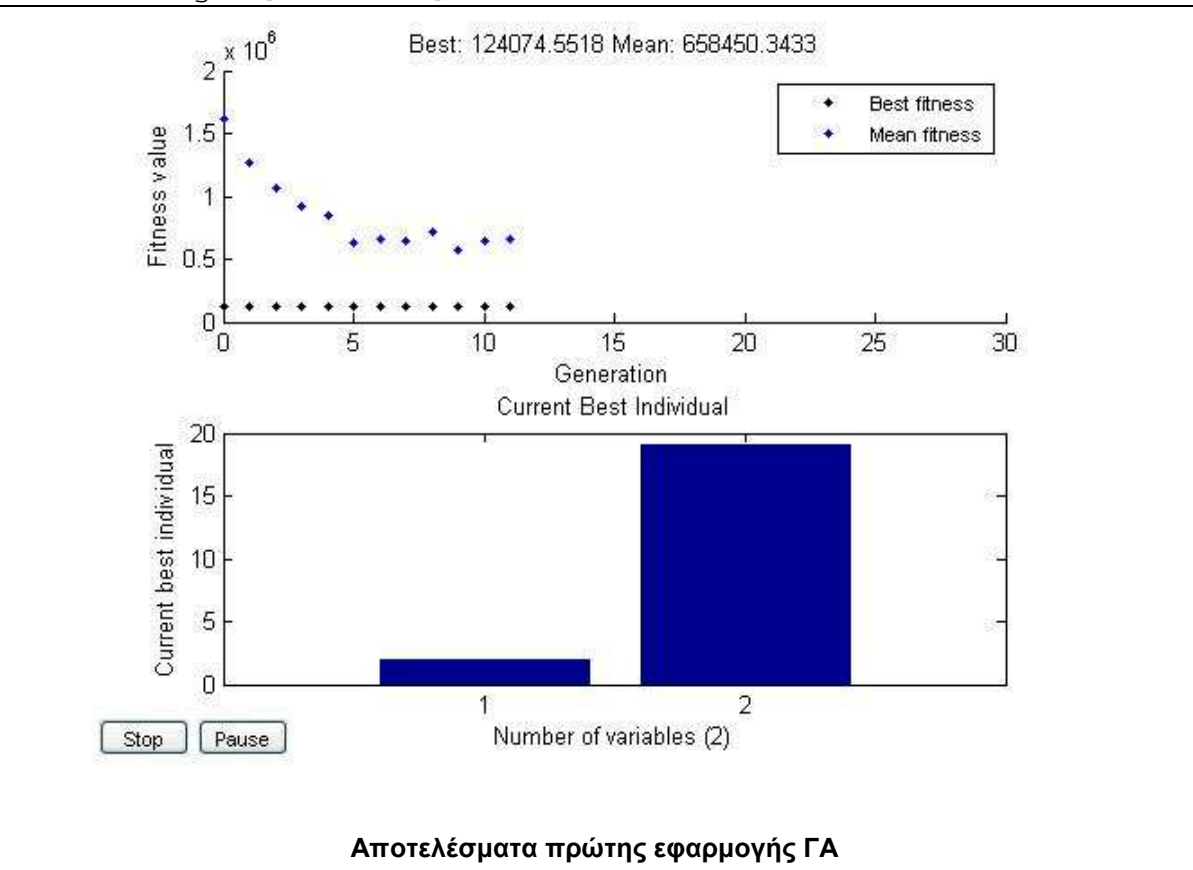
Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2 19

Fval = 1.2407e+005

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 11
 funccount: 240
 message: [1x86 char]



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.477e+004	2.045e+006	0
2	120	1.387e+004	1.504e+006	0
3	160	1.316e+004	1.076e+006	0
4	200	1.316e+004	9.169e+005	1
5	240	1.316e+004	9.729e+005	2
6	280	1.316e+004	9.142e+005	3
7	320	1.316e+004	9.373e+005	4
8	360	1.316e+004	8.415e+005	5
9	400	1.316e+004	1.001e+006	6
10	440	1.316e+004	8.482e+005	7
11	480	1.316e+004	9.133e+005	8
12	520	1.316e+004	6.612e+005	9
13	560	1.316e+004	7.237e+005	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 25.0000 2.2000

Fval = 1.3164e+004

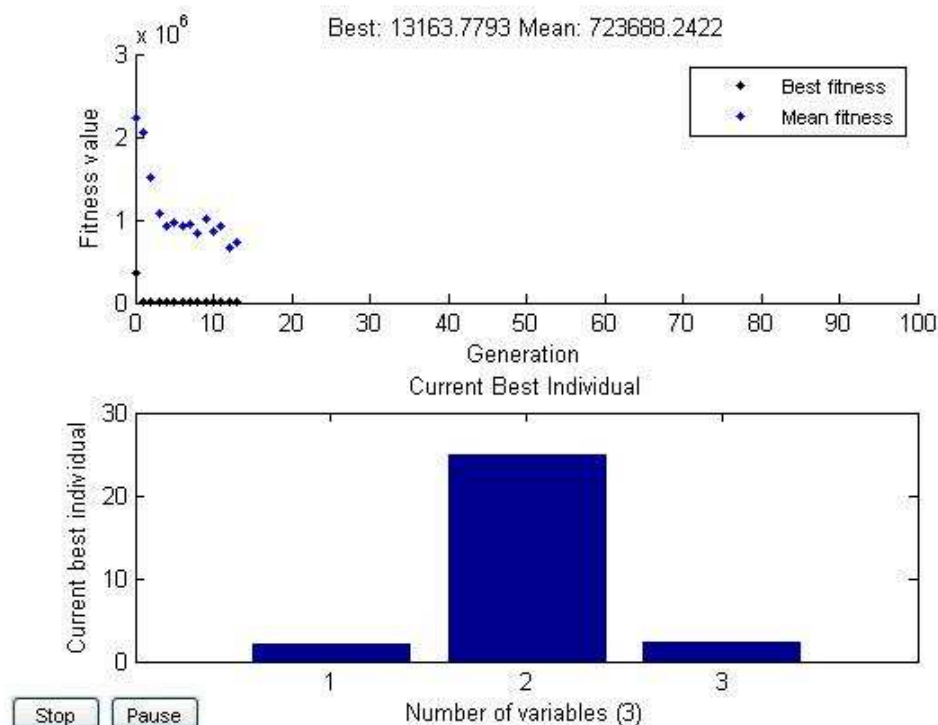
exitFlag = 1

Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 13
funccount: 560
message: [1x86 char]

```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	6.905e+005	2.177e+006	0
2	30	6.905e+005	1.822e+006	1
3	40	6.905e+005	1.467e+006	2
4	50	6.905e+005	1.404e+006	3
5	60	6.905e+005	1.605e+006	4
6	70	2.277e+005	1.069e+006	0
7	80	3.529e+004	8.838e+005	0
8	90	2.36e+004	1.192e+006	0
9	100	2.36e+004	1.525e+006	1
10	110	2.36e+004	1.492e+006	2
11	120	1.387e+004	1.116e+006	0
12	130	1.387e+004	1.215e+006	1
13	140	1.387e+004	1.462e+006	2
14	150	1.387e+004	1.748e+006	3
15	160	1.387e+004	1.758e+006	4
16	170	1.387e+004	1.431e+006	5
17	180	1.387e+004	9.385e+005	6
18	190	1.387e+004	1.322e+006	7
19	200	1.387e+004	7.384e+005	8
20	210	1.387e+004	1.072e+006	9
21	220	2664	9.78e+005	0
22	230	2664	1.255e+006	1
23	240	2664	8.671e+005	2
24	250	2664	1.098e+006	3
25	260	2664	1.266e+006	4
26	270	2664	1.304e+006	5
27	280	2664	1.297e+006	6
28	290	2664	1.666e+006	7
29	300	2664	1.52e+006	8
30	310	2664	1.551e+006	9
31	320	2664	1.611e+006	10
32	330	2664	1.682e+006	11
33	340	2664	9.298e+005	12
34	350	2664	1.528e+006	13
35	360	2664	1.954e+006	14
36	370	2664	1.042e+006	15
37	380	2664	1.175e+006	16

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 28.0000 0.2000

Fval = 2.6644e+003

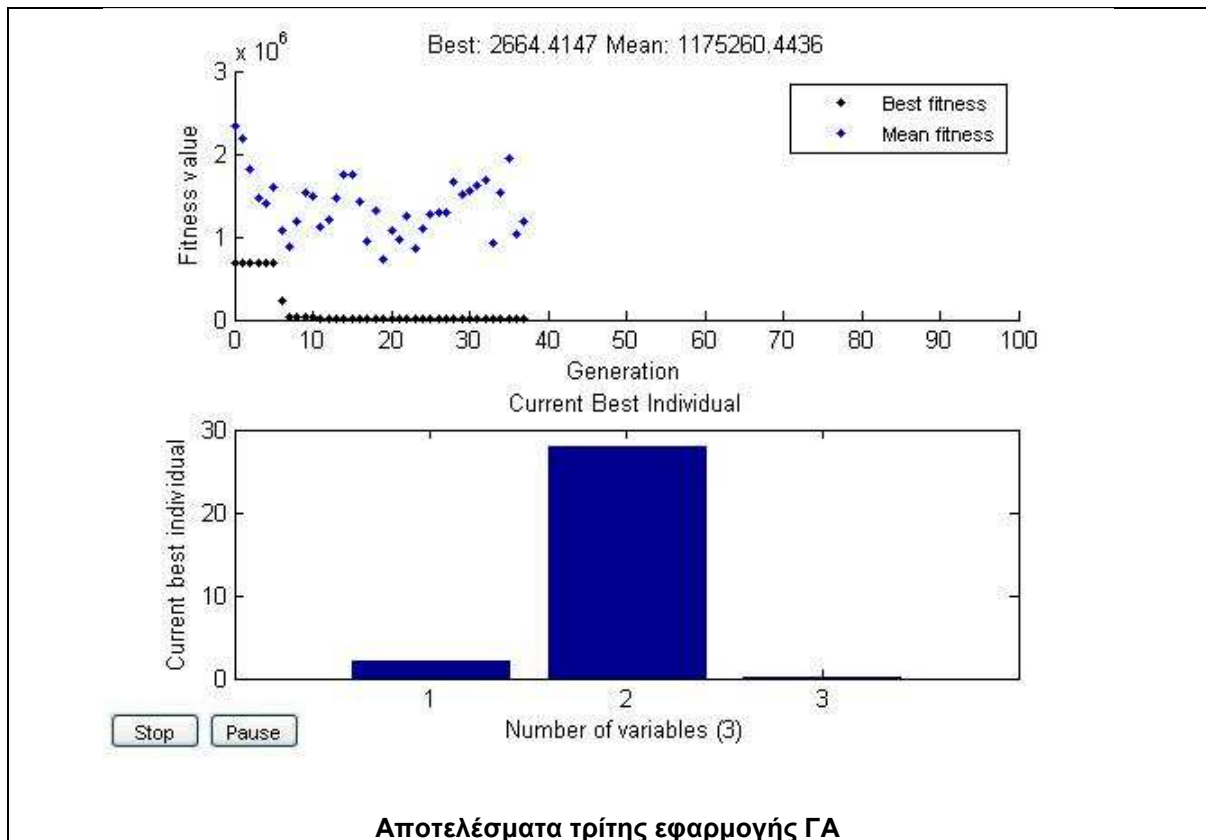
exitFlag = 1

Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 37
funccount: 380
message: [1x86 char]

```

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	1.074e+05	1.57e+06	0
2	30	1.074e+05	1.399e+06	1
3	40	1.074e+05	1.062e+06	2
4	50	1.074e+05	1.083e+06	3
5	60	1.074e+05	1.075e+06	4
6	70	1.074e+05	1.401e+06	5
7	80	1.074e+05	1.679e+06	6
8	90	1.074e+05	1.573e+06	7
9	100	1.074e+05	1.176e+06	8
10	110	1.074e+05	1.237e+06	9
11	120	1.074e+05	1.371e+06	10
12	130	1.074e+05	1.451e+06	11
13	140	1.074e+05	1.076e+06	12
14	150	1.074e+05	1.424e+06	13
15	160	1.074e+05	1.569e+06	14
16	170	1.074e+05	1.417e+06	15
17	180	1.074e+05	1.322e+06	16
18	190	1.074e+05	1.337e+06	17
19	200	1.074e+05	1.551e+06	18
20	210	1.074e+05	1.535e+06	19
21	220	1.074e+05	1.218e+06	20

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 21.0000 2.2000

Fval = 1.0739e+05

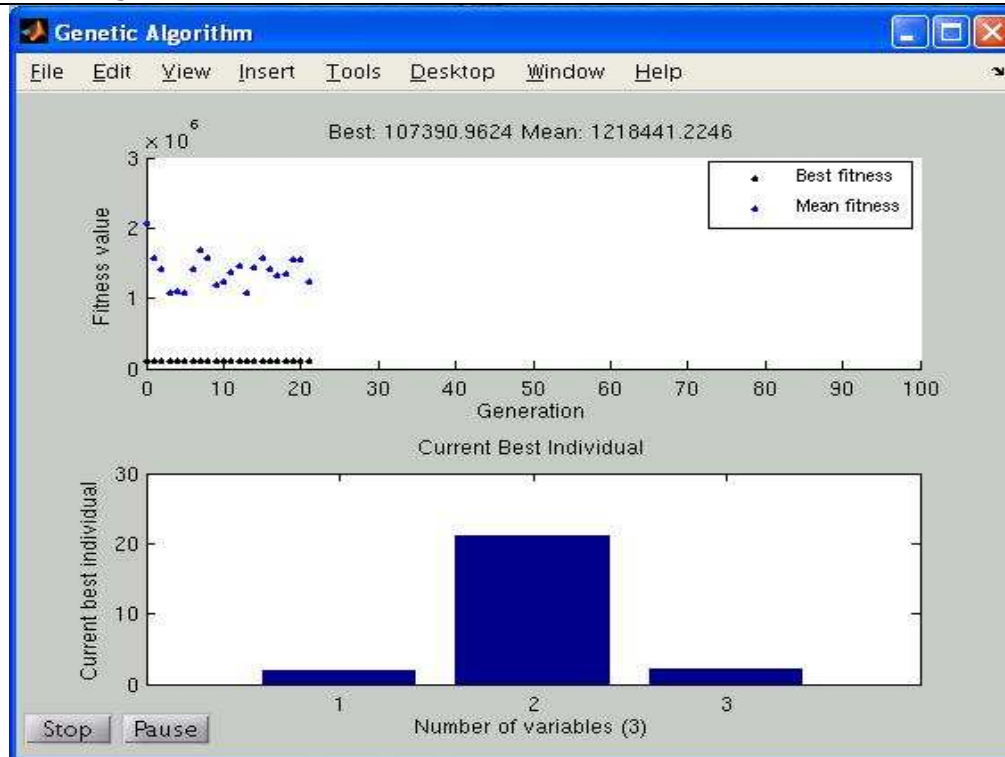
exitFlag = 1

Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 220
message: [1x86 char]

```



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	100	1.654e+004	1.687e+006	0
2	150	1.654e+004	1.184e+006	1
3	200	1.654e+004	1.032e+006	2
4	250	1.654e+004	9.231e+005	3
5	300	1.654e+004	7.98e+005	4
6	350	1.654e+004	7.89e+005	5
7	400	1.654e+004	8.277e+005	6
8	450	1.654e+004	7.25e+005	7
9	500	1.654e+004	9.732e+005	8
10	550	1.654e+004	7.72e+005	0
11	600	1.654e+004	7.276e+005	1

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

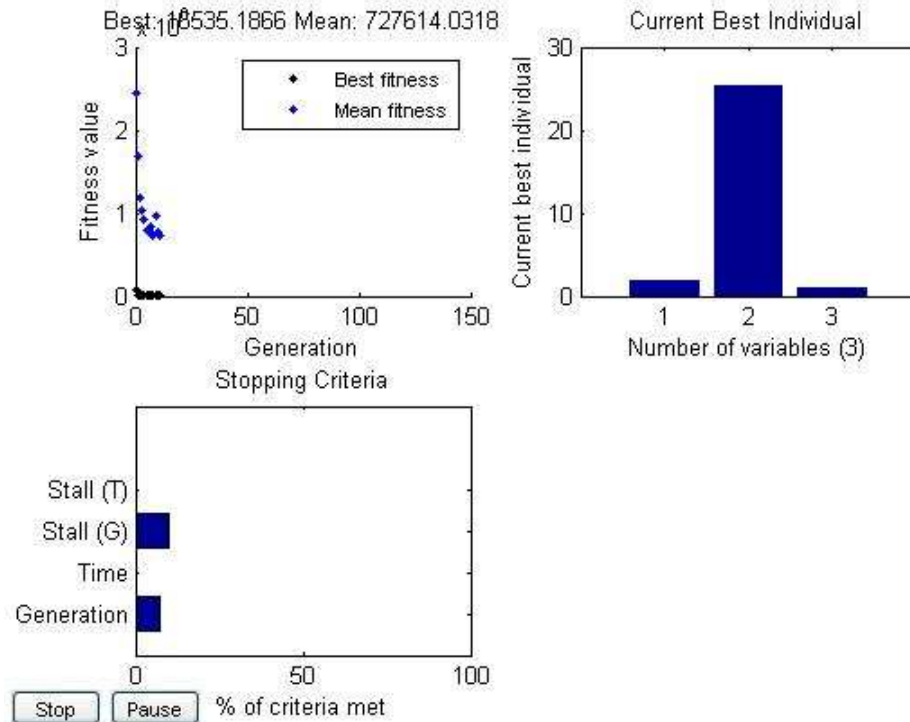
x = 1.8891 25.2923 0.9171

Fval = 1.6535e+004

exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 11
  funccount: 600
  message: [1x86 char]
    
```



Αποτελέσματα πέμπτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	-2.783e+006	-2.57e+006	0
2	60	-2.783e+006	-2.736e+006	1
3	80	-2.784e+006	-2.78e+006	0
4	100	-2.784e+006	-2.783e+006	1
5	120	-2.785e+006	-2.784e+006	0
6	140	-2.785e+006	-2.784e+006	0
7	160	-2.785e+006	-2.785e+006	1
8	180	-2.785e+006	-2.785e+006	2
9	200	-2.801e+006	-2.786e+006	0
10	220	-2.801e+006	-2.789e+006	1
11	240	-2.801e+006	-2.759e+006	2
12	260	-2.801e+006	-2.8e+006	3
13	280	-2.801e+006	-2.801e+006	4
14	300	-2.801e+006	-2.801e+006	5
15	320	-2.801e+006	-2.801e+006	6
16	340	-2.801e+006	-2.801e+006	7
17	360	-2.801e+006	-2.801e+006	8
18	380	-2.801e+006	-2.801e+006	9

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 28.0254 5.5213 2.8631

Fval = -2.8009e+006

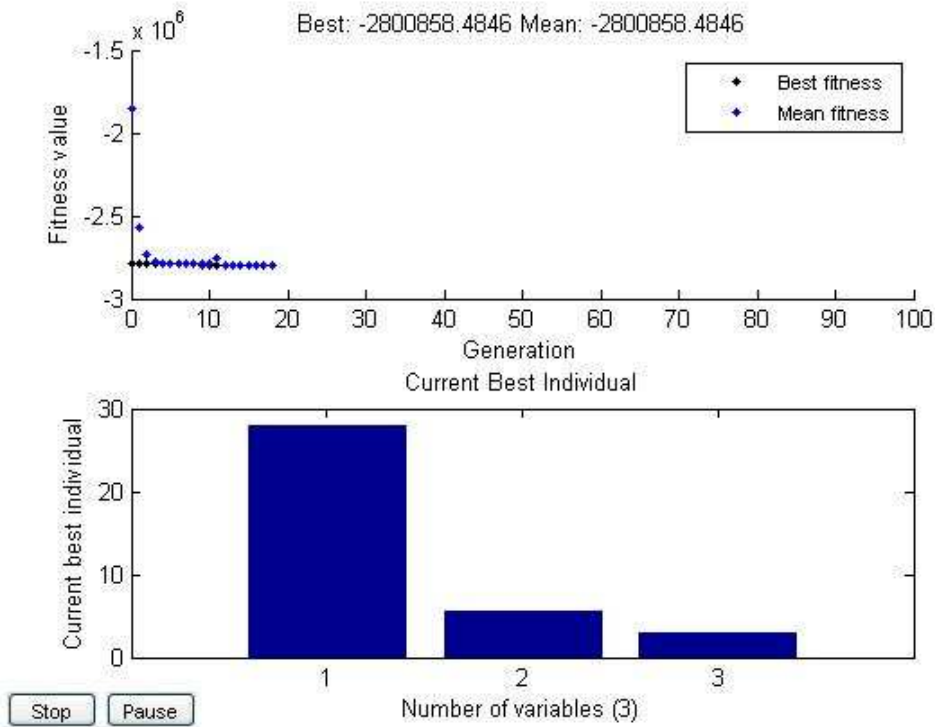
```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 18
funccount: 380
message: [1x86 char]

```



Αποτελέσματα έκτης εφαρμογής ΓΑ

➤ ΔΕ CotdAzur2

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.915e+005	1.859e+006	0
2	120	1.915e+005	1.46e+006	1
3	160	1.881e+005	1.037e+006	0
4	200	1.881e+005	7.027e+005	1
5	240	1.755e+005	4.647e+005	0
6	280	1.755e+005	3.324e+005	1
7	320	1.755e+005	2.06e+005	2
8	360	1.755e+005	1.998e+005	3
9	400	1.755e+005	1.816e+005	4
10	440	1.755e+005	1.803e+005	5
11	480	1.755e+005	1.796e+005	6
12	520	1.755e+005	1.796e+005	7
13	560	1.755e+005	1.758e+005	8
14	600	1.755e+005	1.755e+005	9
15	640	1.755e+005	1.755e+005	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0356 28.8195 3.2183

Fval = 1.7551e+005

exitFlag = 1

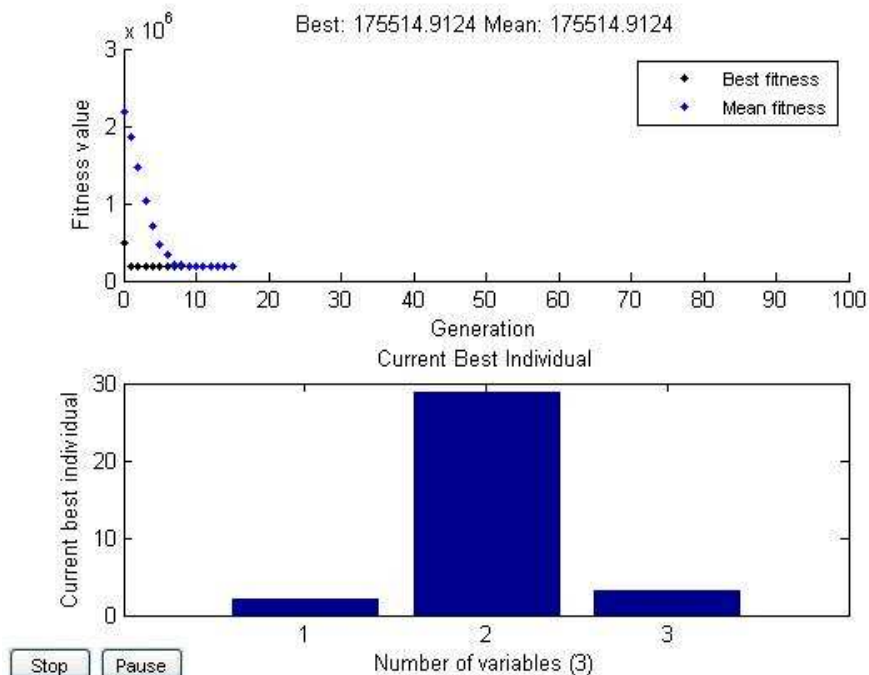
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 15
funccount: 640
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 49843.415266 seconds.



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best	Mean	Stall
		f(x)	f(x)	Generations
1	40	6.118e+005	1.914e+006	0
2	60	6.096e+005	1.728e+006	0
3	80	5.72e+005	1.563e+006	0
4	100	5.419e+005	1.631e+006	0
5	120	5.419e+005	1.522e+006	1
6	140	5.419e+005	1.631e+006	2
7	160	4.641e+005	1.457e+006	0
8	180	4.641e+005	1.679e+006	1
9	200	4.641e+005	1.573e+006	2
10	220	4.641e+005	1.702e+006	3
11	240	3.984e+005	1.702e+006	0
12	260	3.984e+005	1.661e+006	1
13	280	3.984e+005	1.396e+006	2
14	300	3.984e+005	1.687e+006	3
15	320	3.785e+005	1.51e+006	0
16	340	3.785e+005	1.525e+006	1
17	360	3.785e+005	1.512e+006	2
18	380	3.785e+005	1.349e+006	3
19	400	3.785e+005	1.461e+006	4
20	420	3.785e+005	1.338e+006	5
21	440	3.785e+005	1.449e+006	6
22	460	3.785e+005	1.599e+006	7
23	480	3.541e+005	1.42e+006	0
24	500	3.541e+005	1.54e+006	1
25	520	3.541e+005	1.718e+006	2
26	540	3.474e+005	1.585e+006	0
27	560	1.925e+005	1.749e+006	0
28	580	1.328e+005	1.667e+006	0
29	600	1.328e+005	1.896e+006	1
30	620	1.328e+005	1.813e+006	2
31	640	1.328e+005	1.498e+006	3
32	660	1.002e+005	1.211e+006	0
33	680	1.002e+005	1.149e+006	1
34	700	1.002e+005	1.134e+006	2
35	720	1.002e+005	1.279e+006	3
36	740	1.002e+005	1.23e+006	4
37	760	1.002e+005	1.274e+006	5
38	780	1.002e+005	1.599e+006	6
39	800	1.002e+005	1.172e+006	7
40	820	1.002e+005	1.265e+006	8
41	840	1.002e+005	1.564e+006	9
42	860	1.002e+005	1.622e+006	10
43	880	1.002e+005	1.658e+006	11
44	900	1.002e+005	1.383e+006	12
45	920	1.002e+005	1.636e+006	13
46	940	1.002e+005	1.187e+006	14

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 30.0000 3.2000

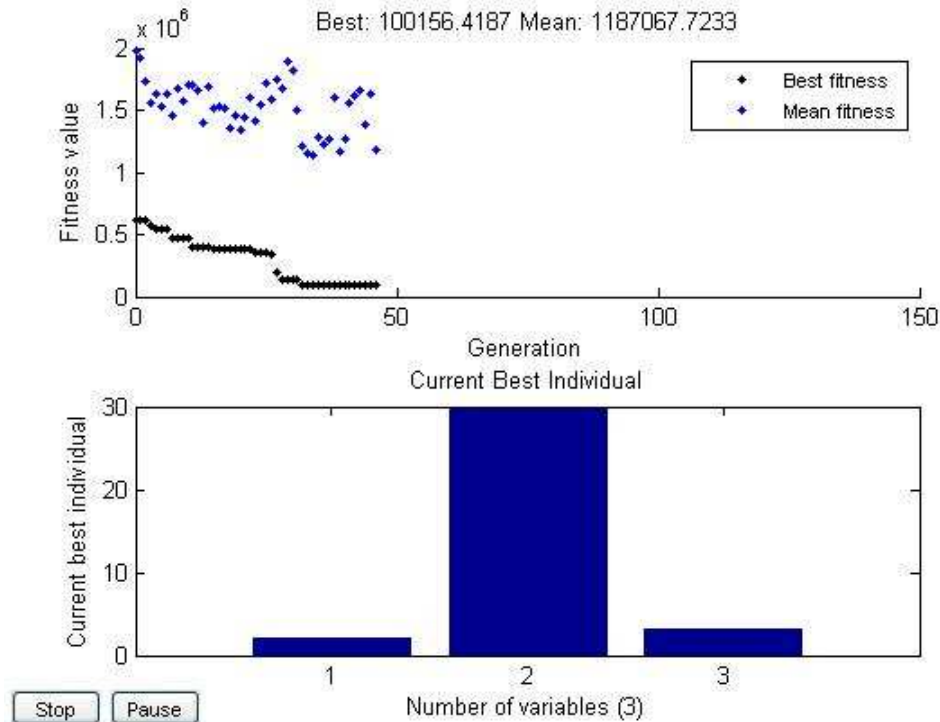
Fval = 1.0016e+005

exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 46
  funccount: 940
  message: [1x86 char]
    
```

Elapsed time is 50674.552567 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	5.202e+005	1.572e+006	0
2	60	5.202e+005	1.605e+006	1
3	80	3.671e+005	1.474e+006	0
4	100	2.674e+005	1.184e+006	0
5	120	2.312e+005	1.457e+006	0
6	140	2.312e+005	1.422e+006	1
7	160	1.644e+005	1.312e+006	0
8	180	1.644e+005	1.21e+006	1
9	200	1.644e+005	1.218e+006	2
10	220	1.644e+005	1.52e+006	3
11	240	1.644e+005	1.237e+006	4
12	260	1.644e+005	1.128e+006	5
13	280	1.644e+005	1.076e+006	6
14	300	1.644e+005	1.01e+006	7
15	320	1.644e+005	9.947e+005	8
16	340	1.644e+005	1.13e+006	9
17	360	1.644e+005	9.876e+005	10
18	380	1.644e+005	6.96e+005	11
19	400	1.644e+005	1.304e+006	12
20	420	1.644e+005	1.215e+006	13

```

21         440         1.644e+005         1.113e+006         14
22         460         1.644e+005         1.207e+006         15
Optimization terminated: average change in the fitness value less
than options.TolFun.

```

```
x =      2      27
```

```
Fval = 1.6444e+005
```

```
exitFlag =      1
```

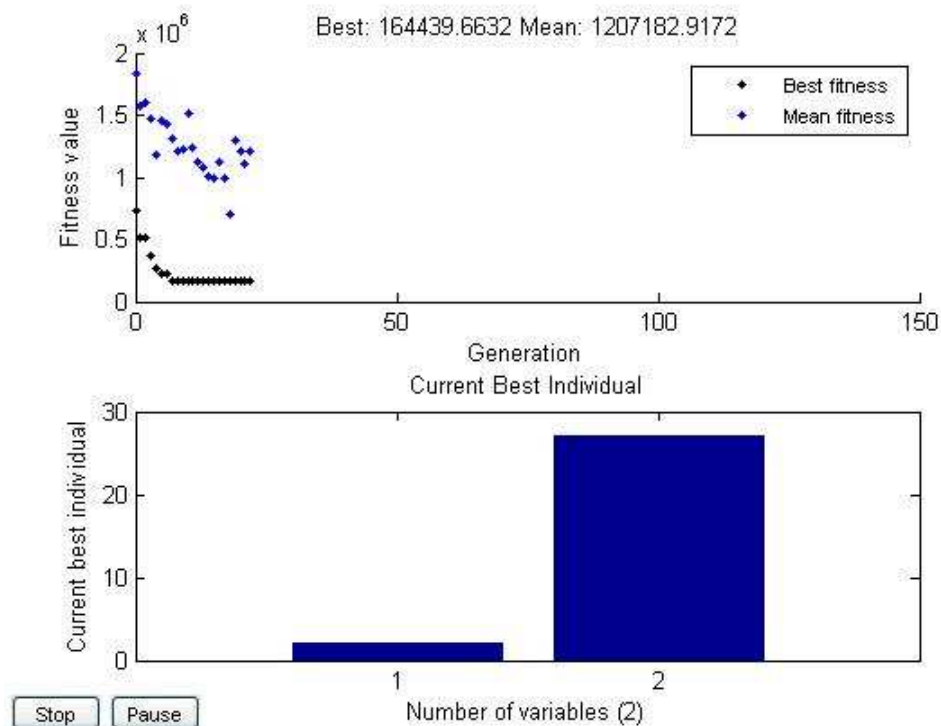
```
Output =
```

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 22
funccount: 460
message: [1x86 char]

```

```
Elapsed time is 24309.306616 seconds.
```



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

➤ ΔΕ Normandy

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	5.101e+005	1.19e+006	0
2	60	5.101e+005	1.085e+006	1
3	80	2.404e+005	9.274e+005	0
4	100	2.404e+005	9.181e+005	1
5	120	2.404e+005	8.615e+005	2
6	140	2.404e+005	8.926e+005	3
7	160	2.404e+005	8.222e+005	4
8	180	2.404e+005	6.887e+005	5
9	200	2.404e+005	6.272e+005	6
10	220	3.439e+004	5.706e+005	0
11	240	2141	4.421e+005	0
12	260	2141	5.301e+005	1
13	280	2141	5.382e+005	2
14	300	2141	5.236e+005	3
15	320	2141	3.867e+005	4
16	340	2141	2.893e+005	5
17	360	2141	3.281e+005	6
18	380	2141	3.733e+005	7
19	400	2141	3.184e+005	8
20	420	2141	4.901e+005	9
21	440	2141	4.666e+005	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1 11

Fval = 2.1409e+003

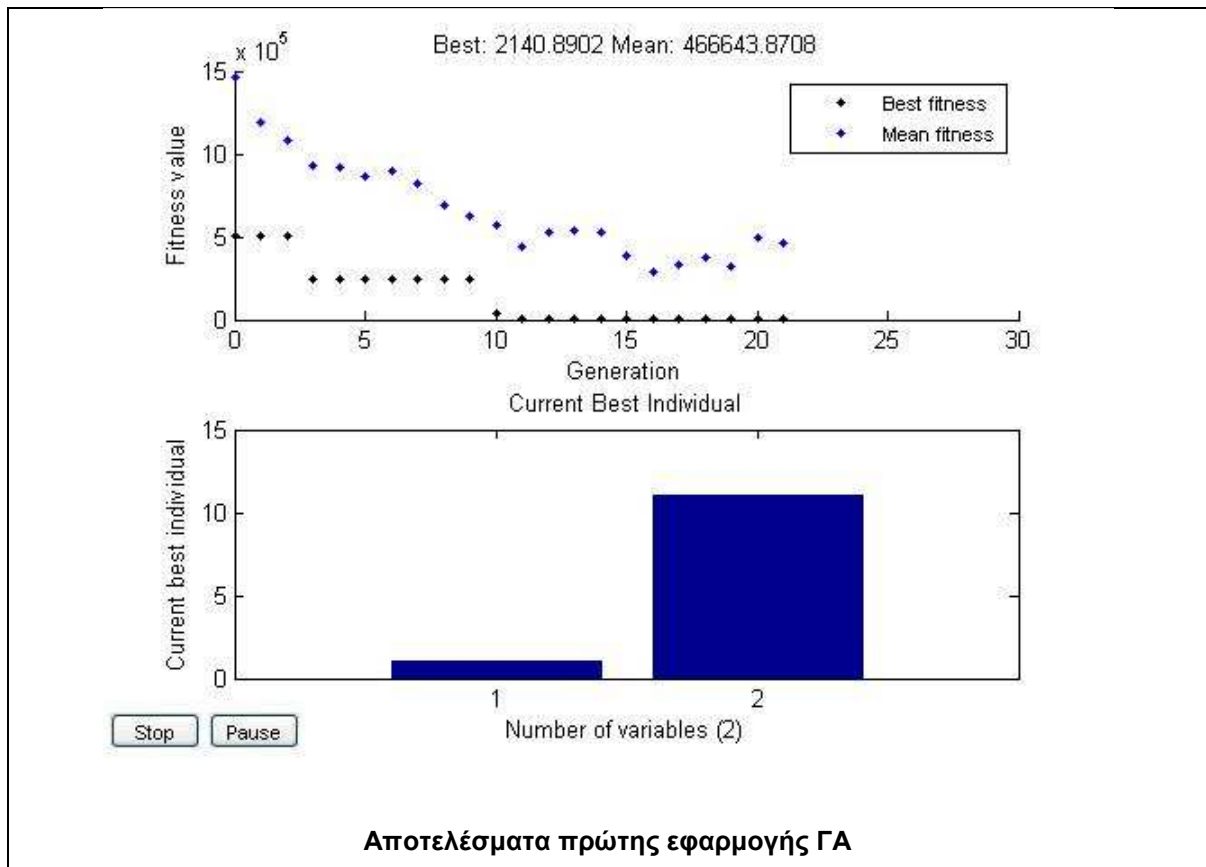
exitFlag = 1

Output =

```

    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 21
    funccount: 440
    message: [1x86 char]

```



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	60	7.258e+004	1.379e+006	0
2	90	7.258e+004	1.034e+006	1
3	120	7.258e+004	6.571e+005	2
4	150	2.223e+004	8.409e+005	0
5	180	2.223e+004	6.76e+005	1
6	210	2.223e+004	6.296e+005	2
7	240	1812	7.407e+005	0
8	270	1812	5.665e+005	1
9	300	1812	6.419e+005	2
10	330	1812	5.758e+005	3
11	360	1812	5.43e+005	4
12	390	1812	3.981e+005	5
13	420	1812	5.159e+005	6
14	450	1812	7.18e+005	7
15	480	1812	7.53e+005	8
16	510	1812	7.976e+005	9
17	540	1812	6.214e+005	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2 27 2

Fval = 1.8124e+003

exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 17
  funccount: 540
  message: [1x86 char]

```

Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	100	1.204e+005	1.818e+006	0
2	150	1.204e+005	1.281e+006	1
3	200	1.204e+005	8.719e+005	2
4	250	1.204e+005	9.534e+005	3
5	300	1.204e+005	9.617e+005	4
6	350	9.884e+004	7.712e+005	0
7	400	7.262e+004	6.748e+005	0
8	450	7.262e+004	8.436e+005	1
9	500	7.262e+004	8.531e+005	2
10	550	7.262e+004	9.51e+005	3
11	600	7.262e+004	7.265e+005	4
12	650	7.262e+004	8.478e+005	5
13	700	7.262e+004	9.876e+005	6
14	750	7.262e+004	7.378e+005	7
15	800	7.262e+004	9.266e+005	8
16	850	7.262e+004	8.136e+005	9
17	900	7.262e+004	8.823e+005	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```
x = 1.8301 23.9947 1.5453
```

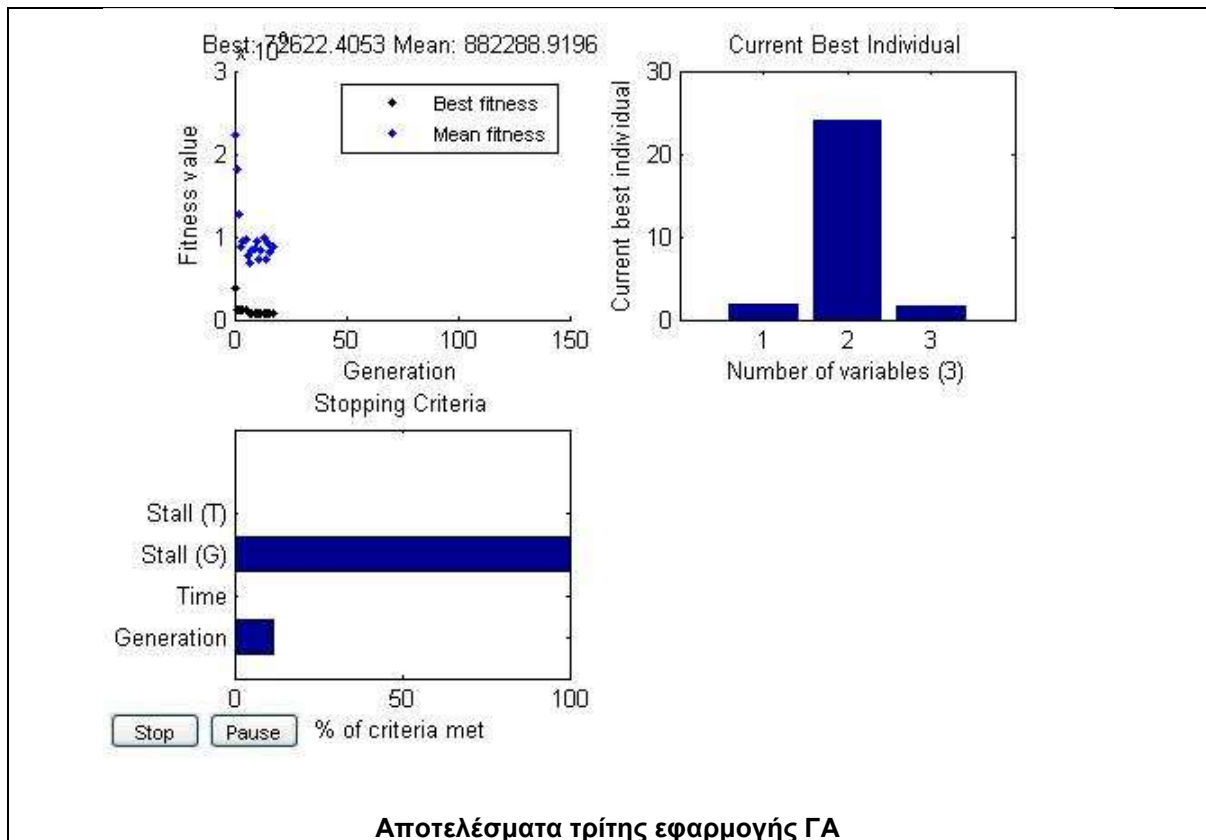
```
Fval = 7.2622e+004
```

```
exitFlag = 1
```

```

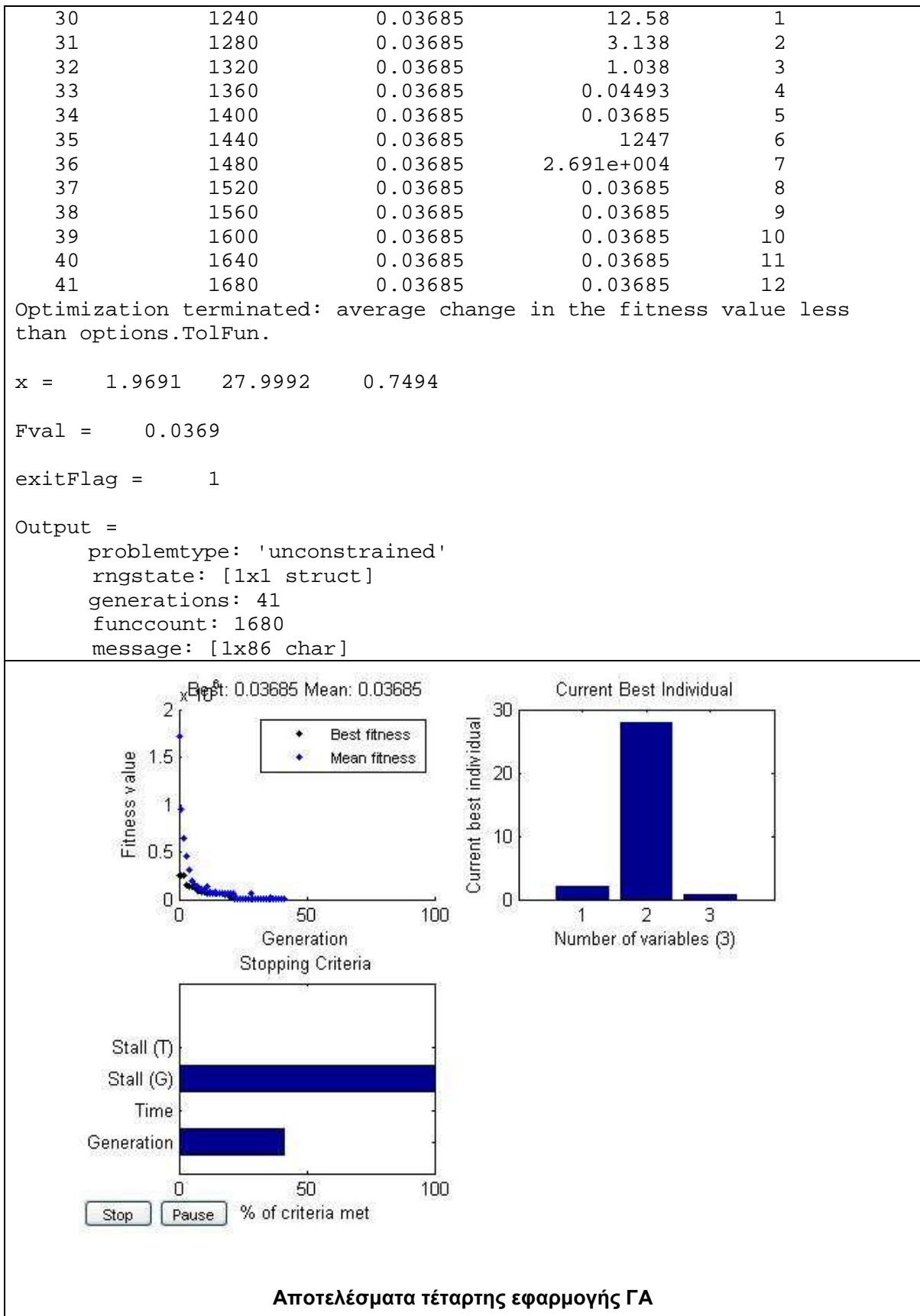
Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 17
  funccount: 900
  message: [1x86 char]

```



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	2.539e+005	9.481e+005	0
2	120	2.539e+005	6.476e+005	1
3	160	1.531e+005	4.494e+005	0
4	200	1.392e+005	3.094e+005	0
5	240	1.392e+005	1.96e+005	1
6	280	1.293e+005	1.501e+005	0
7	320	9.901e+004	1.388e+005	0
8	360	9.006e+004	1.276e+005	0
9	400	7.364e+004	1.1e+005	0
10	440	7.364e+004	9.197e+004	1
11	480	6.549e+004	1.346e+005	0
12	520	6.549e+004	7.446e+004	1
13	560	6.549e+004	7.122e+004	2
14	600	6.549e+004	7.333e+004	3
15	640	6.549e+004	6.591e+004	4
16	680	6.549e+004	6.549e+004	5
17	720	6.549e+004	6.566e+004	6
18	760	5.625e+004	6.526e+004	0
19	800	5.625e+004	6.785e+004	1
20	840	2.373e+004	6.082e+004	0
21	880	2.373e+004	6.974e+004	1
22	920	177.7	3.912e+004	0
23	960	177.7	1.236e+004	1
24	1000	140.5	4260	0
25	1040	139.1	978.9	0
26	1080	65.34	303	0
27	1120	5.085	7487	0
28	1160	1.968	6.96e+004	0
29	1200	0.03685	34.38	0



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	30	-2.584e+006	-2.421e+006	0
2	45	-2.584e+006	-2.521e+006	1
3	60	-2.584e+006	-2.583e+006	2
4	75	-2.591e+006	-2.584e+006	0
5	90	-2.591e+006	-2.584e+006	1
6	105	-2.591e+006	-2.586e+006	2
7	120	-2.591e+006	-2.59e+006	3
8	135	-2.591e+006	-2.591e+006	4
9	150	-2.591e+006	-2.591e+006	5
10	165	-2.591e+006	-2.591e+006	6
11	180	-2.591e+006	-2.591e+006	7
12	195	-2.591e+006	-2.591e+006	8
13	210	-2.591e+006	-2.591e+006	9

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 28.7578 12.3746 2.6232

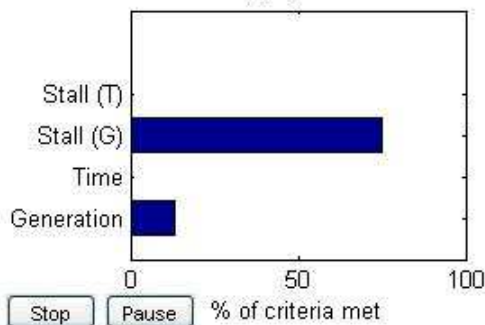
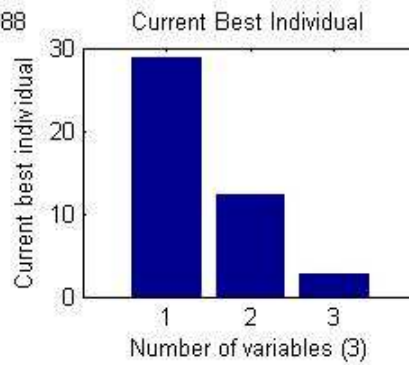
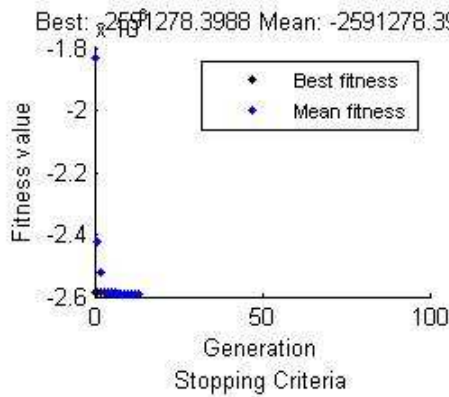
Fval = -2.5913e+006

exitFlag = 1

Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 13
funccount: 210
message: [1x86 char]
    
```



Αποτελέσματα πέμπτης εφαρμογής ΓΑ

➤ ΔΕ Abidjan

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	60	2.998e+005	1.565e+006	0
2	90	9527	1.082e+006	0
3	120	9527	9.723e+005	1
4	150	9527	1.013e+006	2
5	180	9527	1.118e+006	3
6	210	9527	1.075e+006	4
7	240	9527	9.423e+005	5
8	270	9527	1.251e+006	6
9	300	9527	1.191e+006	7
10	330	9527	1.128e+006	8
11	360	9527	1.049e+006	9
12	390	9527	7.205e+005	10

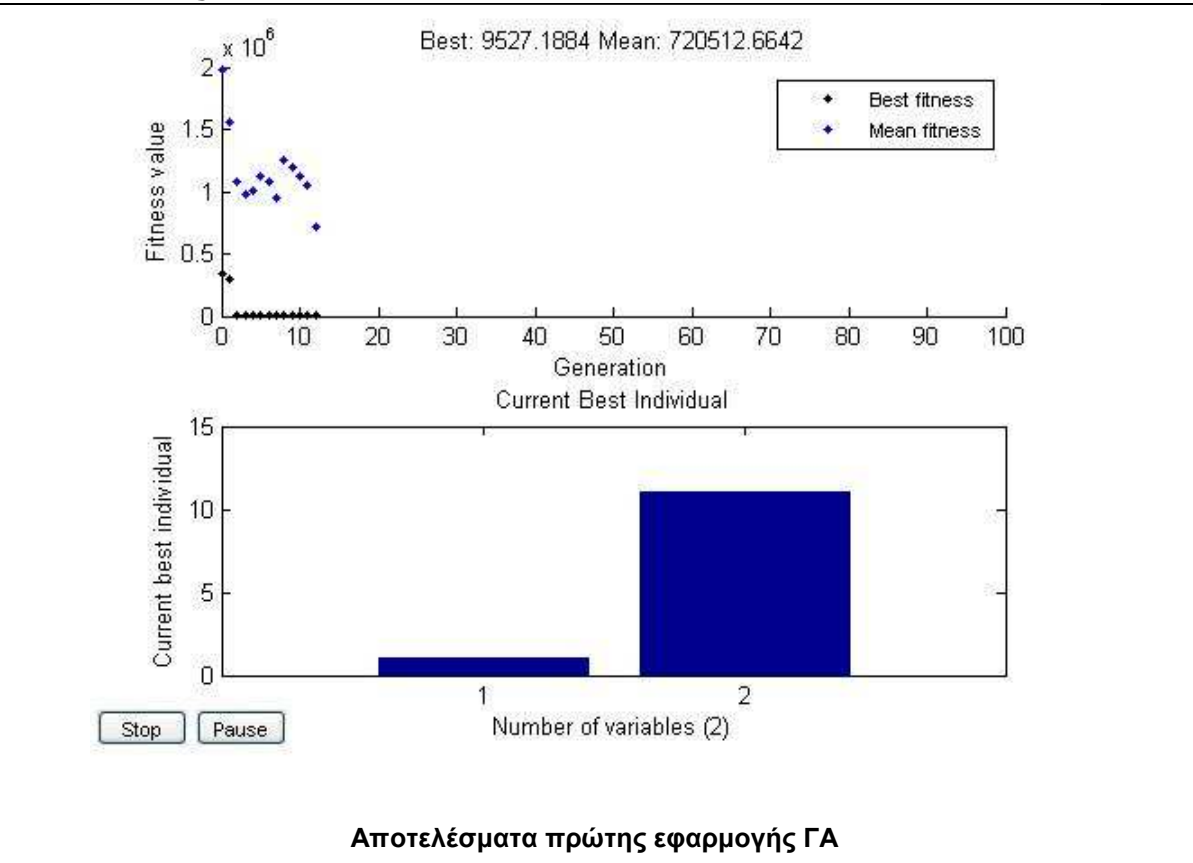
Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1 11

Fval = 9.5272e+003

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 12
 funccount: 390
 message: [1x86 char]



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	100	-4.273e+006	-2.448e+006	0
2	150	-4.273e+006	-2.69e+006	1
3	200	-4.273e+006	-2.963e+006	2
4	250	-4.273e+006	-2.808e+006	3
5	300	-4.273e+006	-2.989e+006	4
6	350	-4.273e+006	-3.234e+006	5
7	400	-4.273e+006	-3.226e+006	6
8	450	-4.34e+006	-3.418e+006	0
9	500	-4.34e+006	-3.536e+006	1
10	550	-4.34e+006	-3.229e+006	2
11	600	-4.34e+006	-3.032e+006	3
12	650	-4.34e+006	-3.019e+006	4
13	700	-4.34e+006	-3.235e+006	5
14	750	-4.34e+006	-3.035e+006	6
15	800	-4.34e+006	-3.187e+006	7
16	850	-4.34e+006	-3.287e+006	8
17	900	-4.34e+006	-3.214e+006	9
18	950	-4.34e+006	-3.372e+006	10
19	1000	-4.34e+006	-3.232e+006	11
20	1050	-4.34e+006	-3.419e+006	12
21	1100	-4.34e+006	-3.404e+006	13

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 20 0

Fval = -4.3402e+006

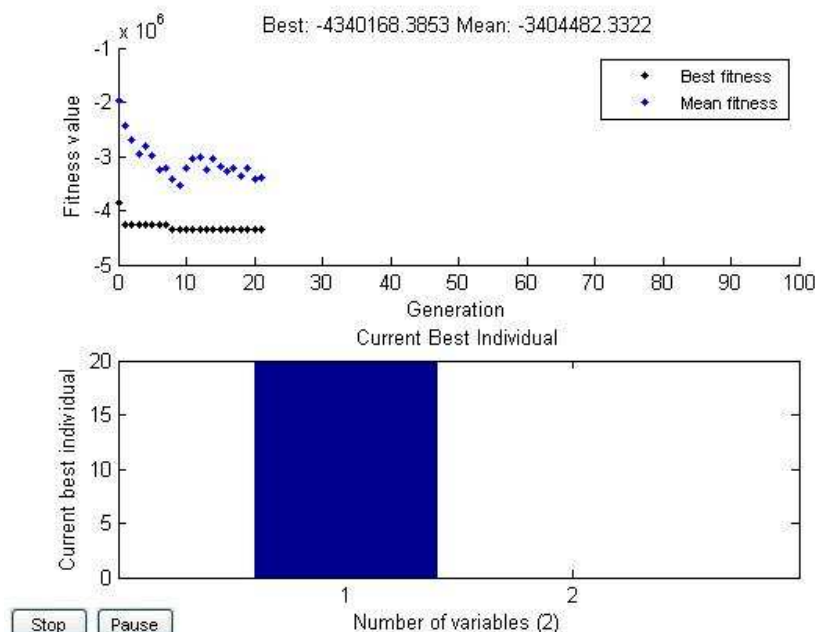
exitFlag = 1

Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 1100
message: [1x86 char]

```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	4.938e+004	1.858e+006	0
2	120	4.938e+004	1.44e+006	1
3	160	4.938e+004	8.576e+005	2
4	200	4.938e+004	5.222e+005	3
5	240	4.938e+004	3.82e+005	4
6	280	4.938e+004	2.767e+005	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0714 23.0189 2.3319

Fval = 4.9383e+004

exitFlag = 1

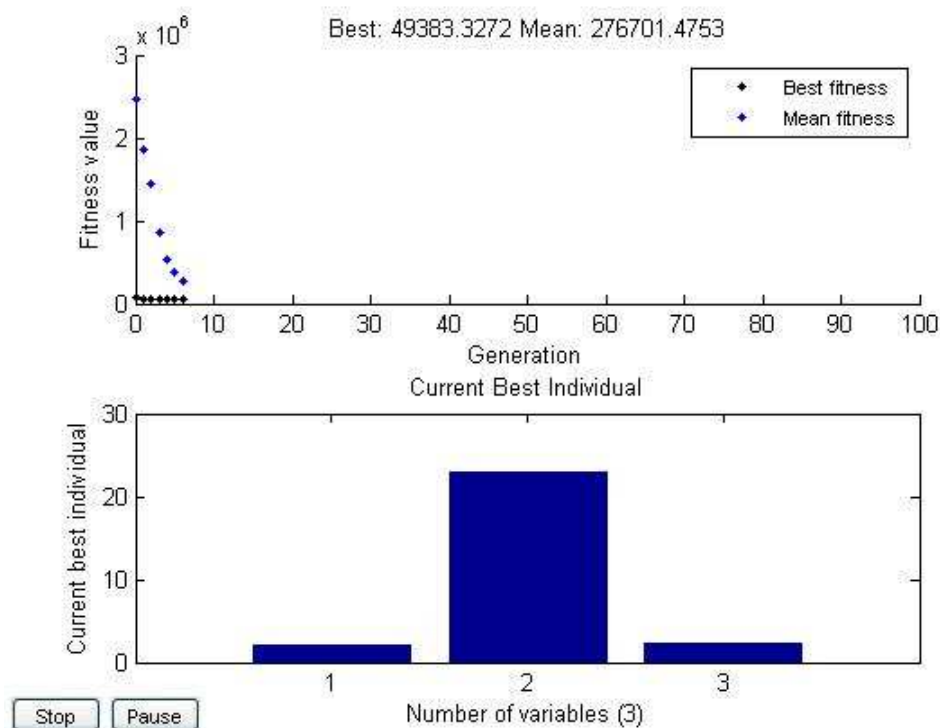
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 6
funccount: 280
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 2913.843327 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	-6.072e+006	-4.057e+006	0
2	120	-6.113e+006	-4.623e+006	0
3	160	-6.113e+006	-5.203e+006	1
4	200	-6.113e+006	-5.604e+006	0
5	240	-6.113e+006	-5.89e+006	1
6	280	-6.113e+006	-5.999e+006	2
7	320	-6.113e+006	-6.015e+006	0

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 29.2207 1.4375 3.8304

Fval = -6.1130e+006

exitFlag = 1

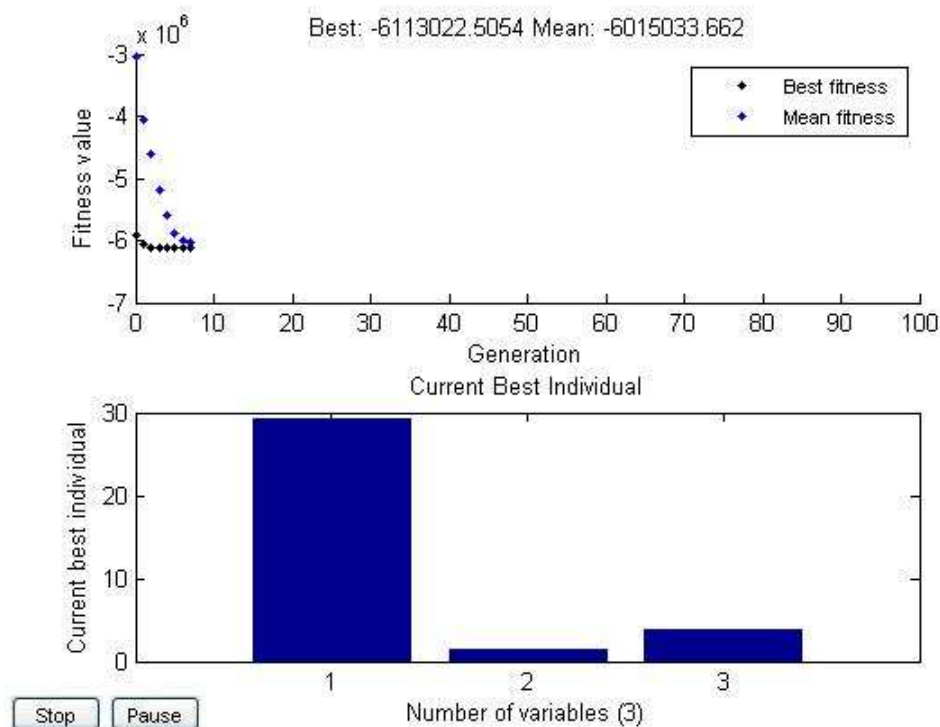
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 7
funccount: 320
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 3356.466482 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «Γ»

Αποτελέσματα της εφαρμογής του ΓΑ με συνάρτηση αξιολόγησης το αντίστροφο του δείκτη Quality.

❖ ΔΕ Abidjan

➤ Σύνολο ΔΕ Abidjan

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.449	1.684	0
2	60	1.449	1.769	1
3	80	1.448	1.59	0
4	100	1.448	1.624	1
5	120	1.448	1.566	2
6	140	1.448	1.503	3
7	160	1.448	1.505	4
8	180	1.448	1.472	5
9	200	1.448	1.469	6
10	220	1.448	1.474	7
11	240	1.448	1.475	8
12	260	1.448	1.489	9
13	280	1.448	1.54	10
14	300	1.448	1.47	11
15	320	1.448	1.581	12
16	340	1.448	1.48	13
17	360	1.448	1.504	14
18	380	1.448	1.507	15
19	400	1.448	1.511	16
20	420	1.448	1.615	17
21	440	1.448	1.509	18

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

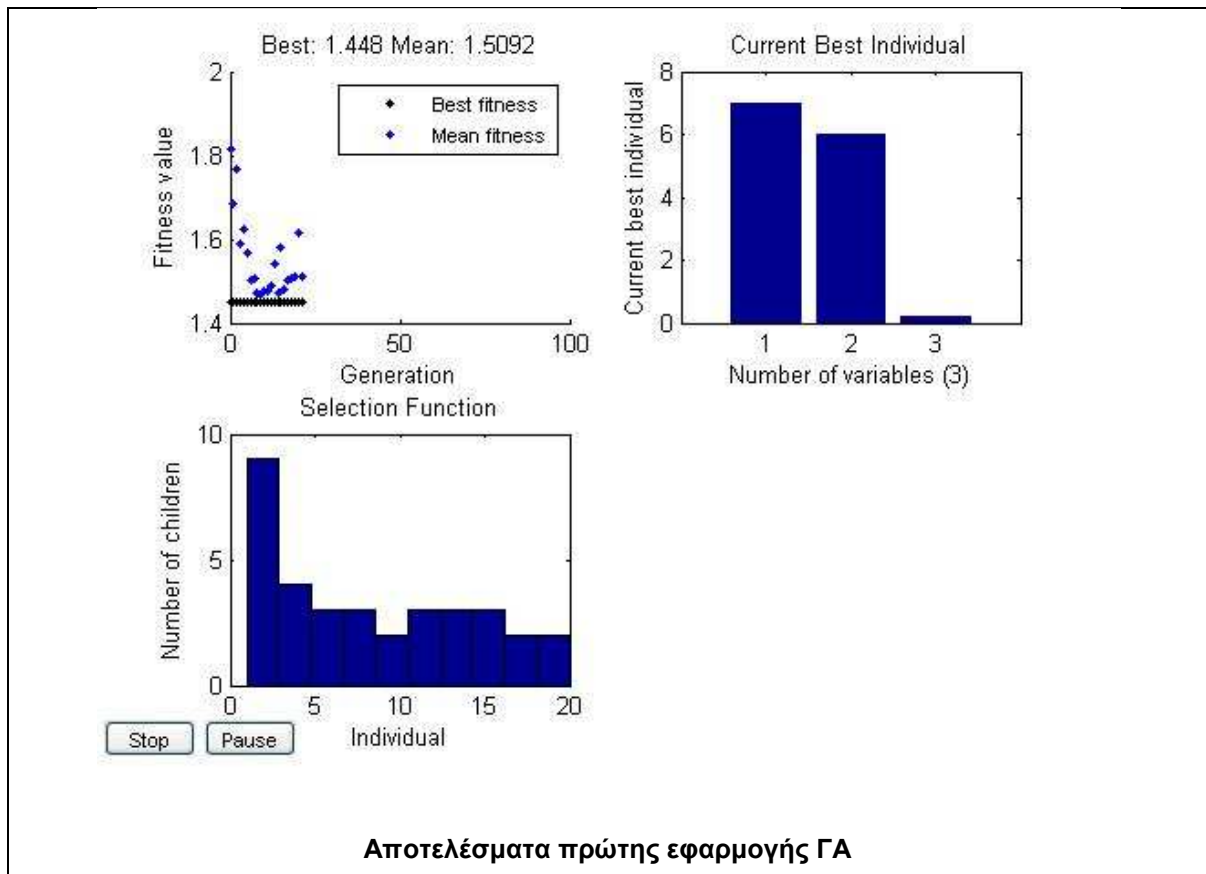
x = 7.0000 6.0000 0.2000

Fval = 1.4480

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 21
 funccount: 440
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 7828.173518 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.449	1.491	0
2	120	1.448	1.453	0
3	160	1.448	1.451	0
4	200	1.448	1.45	1
5	240	1.448	1.449	0
6	280	1.448	1.449	1
7	320	1.448	1.449	2
8	360	1.448	1.449	0
9	400	1.448	1.449	1
10	440	1.448	1.448	2
11	480	1.448	1.448	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 10.8228 8.8293 2.5172

Fval = 1.4477

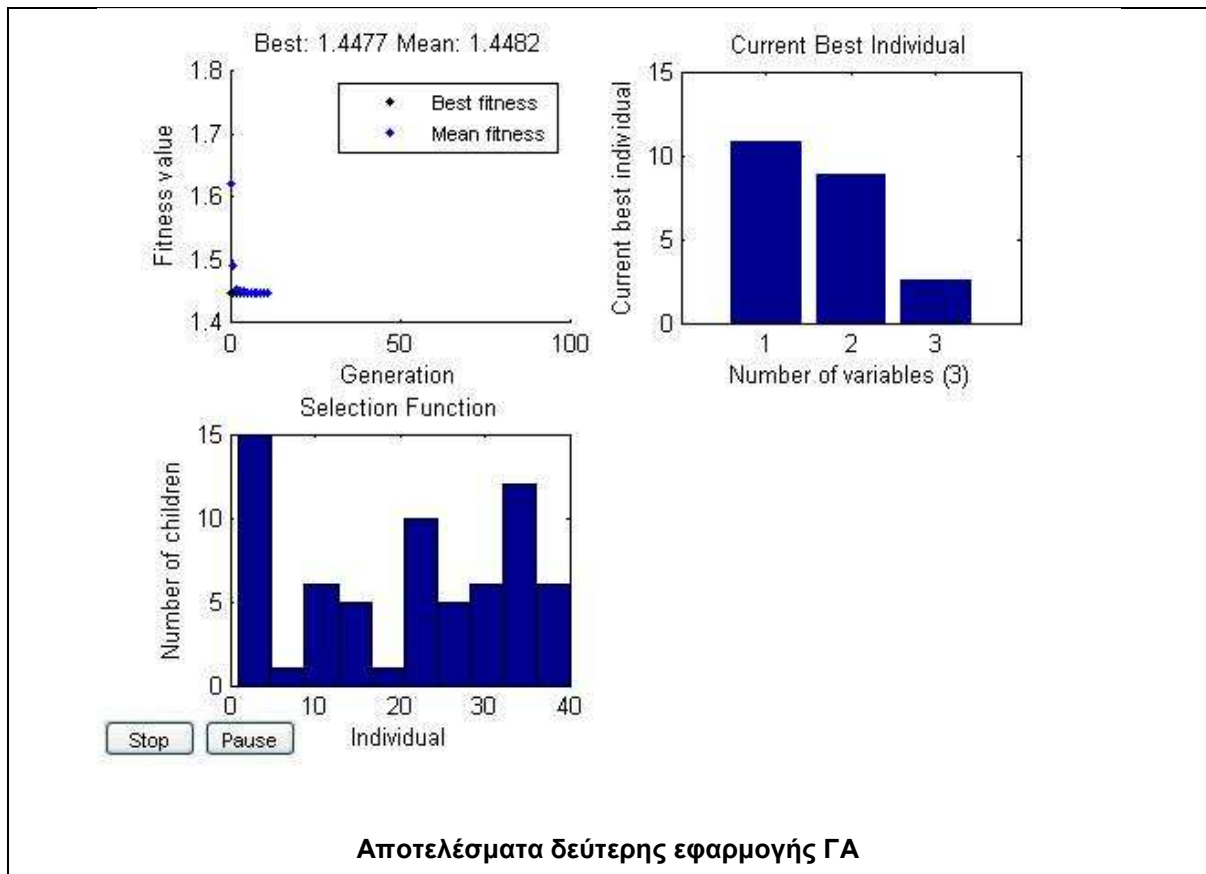
exitFlag = 1

Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 11
funccount: 480
message: [1x86 char]
Elapsed time is 6558.734144 seconds.

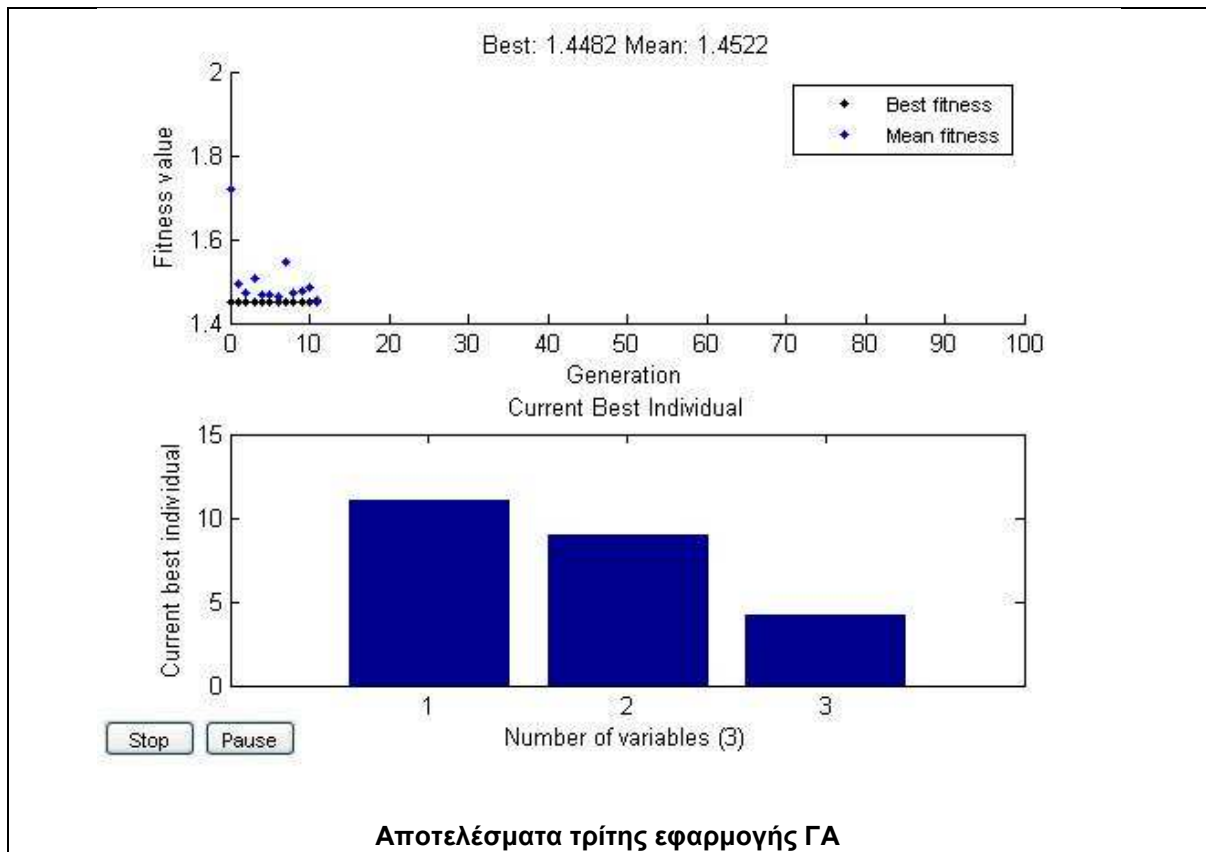
```



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.448	1.493	0
2	60	1.448	1.471	1
3	80	1.448	1.507	2
4	100	1.448	1.468	3
5	120	1.448	1.468	4
6	140	1.448	1.463	5
7	160	1.448	1.547	6
8	180	1.448	1.473	7
9	200	1.448	1.475	8
10	220	1.448	1.485	9
11	240	1.448	1.452	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```
x = 11.0000 9.0000 4.2000
Fval = 1.4482
exitFlag = 1
Output =
    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 11
    funccount: 240
    message: [1x86 char]
Elapsed time is 6327.184204 seconds.
```



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.444	1.659	0
2	60	1.444	1.65	1
3	80	1.444	1.5	2
4	100	1.444	1.453	0
5	120	1.444	1.449	0
6	140	1.444	1.445	1
7	160	1.444	1.444	2
8	180	1.444	1.444	3
9	200	1.444	1.444	4
10	220	1.444	1.444	5
11	240	1.444	1.444	6
12	260	1.444	1.444	0
13	280	1.444	1.444	1
14	300	1.444	1.444	2
15	320	1.443	1.444	0
16	340	1.443	1.444	1
17	360	1.443	1.443	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 20.1993 11.2016 1.1851 521.4503 101.5540

Fval = 1.4434

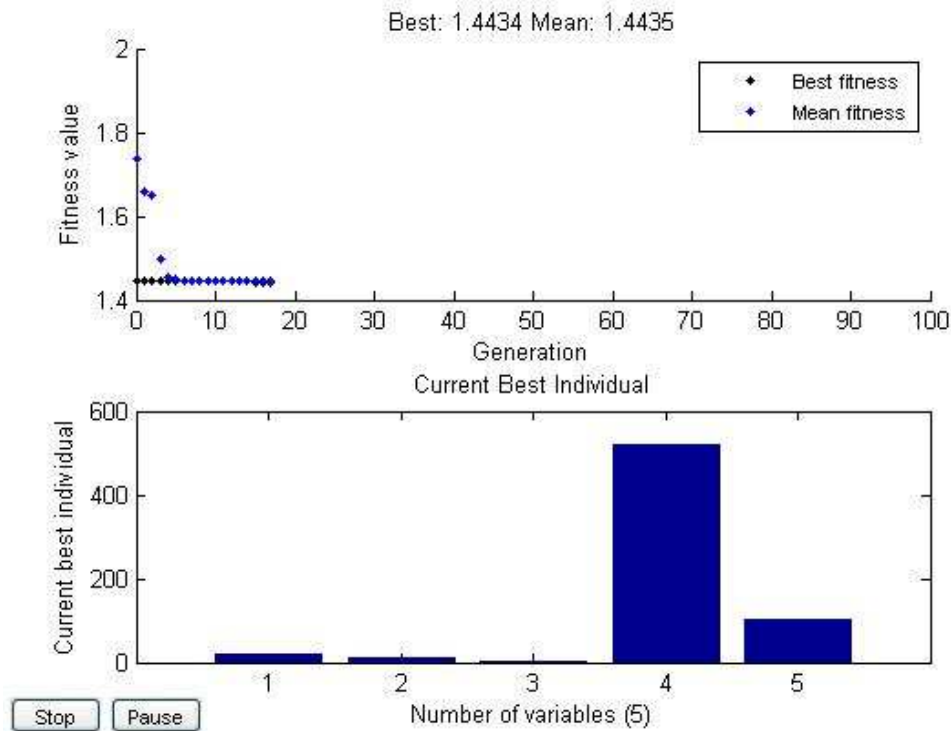
exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 17
  funccount: 360
  message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 5886.267152 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 1 της ΔΕ Abidjan

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.563	1.598	0
2	60	1.563	1.572	1
3	80	1.563	1.569	0
4	100	1.561	1.567	0
5	120	1.561	1.565	1
6	140	1.561	1.565	2
7	160	1.56	1.564	0
8	180	1.56	1.563	1
9	200	1.56	1.563	2
10	220	1.56	1.562	3
11	240	1.56	1.561	4
12	260	1.56	1.561	5
13	280	1.56	1.56	6
14	300	1.56	1.56	7
15	320	1.56	1.56	8
16	340	1.56	1.56	9

Optimization terminated: average change in the fitness value less

```
than options.TolFun.
```

```
x =    20.1862    9.9523    6.6200
```

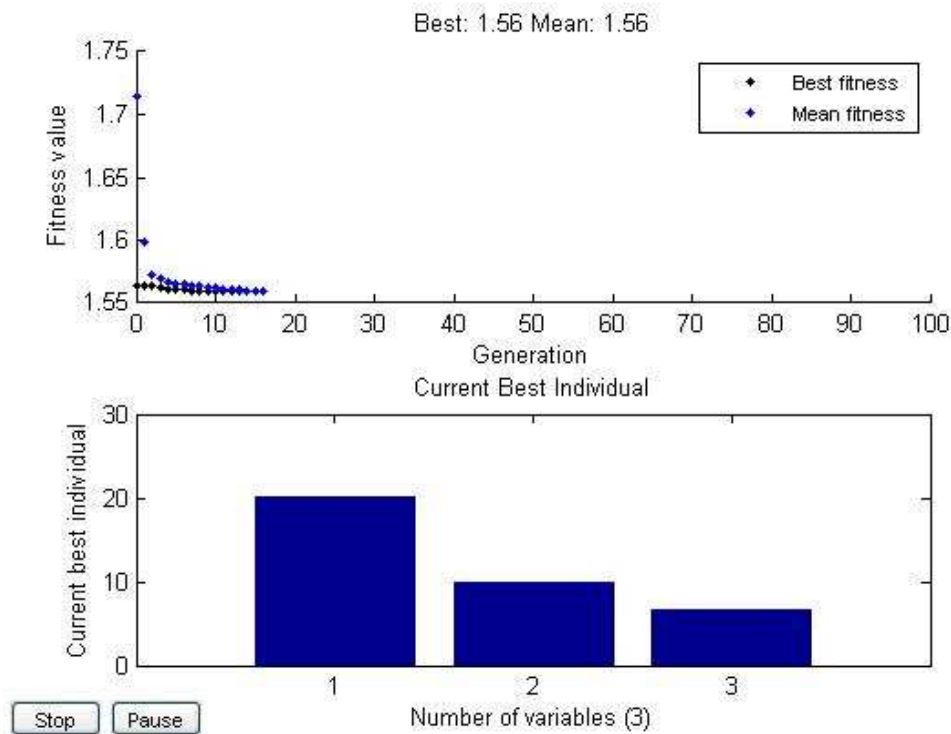
```
Fval =    1.5600
```

```
exitFlag =    1
```

```
Output =
```

```
  problemtype: 'unconstrained'  
  rngstate: [1x1 struct]  
  generations: 16  
  funccount: 340  
  message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 997.940511 seconds.
```



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.561	1.665	0
2	120	1.561	1.577	1
3	160	1.561	1.573	2
4	200	1.561	1.577	3
5	240	1.561	1.572	4
6	280	1.56	1.568	0
7	320	1.56	1.603	1
8	360	1.56	1.565	2
9	400	1.56	1.578	3
10	440	1.56	1.614	4
11	480	1.56	1.568	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less


```
than options.TolFun.
```

```
x = 25.5463 10.9824 3.4722
```

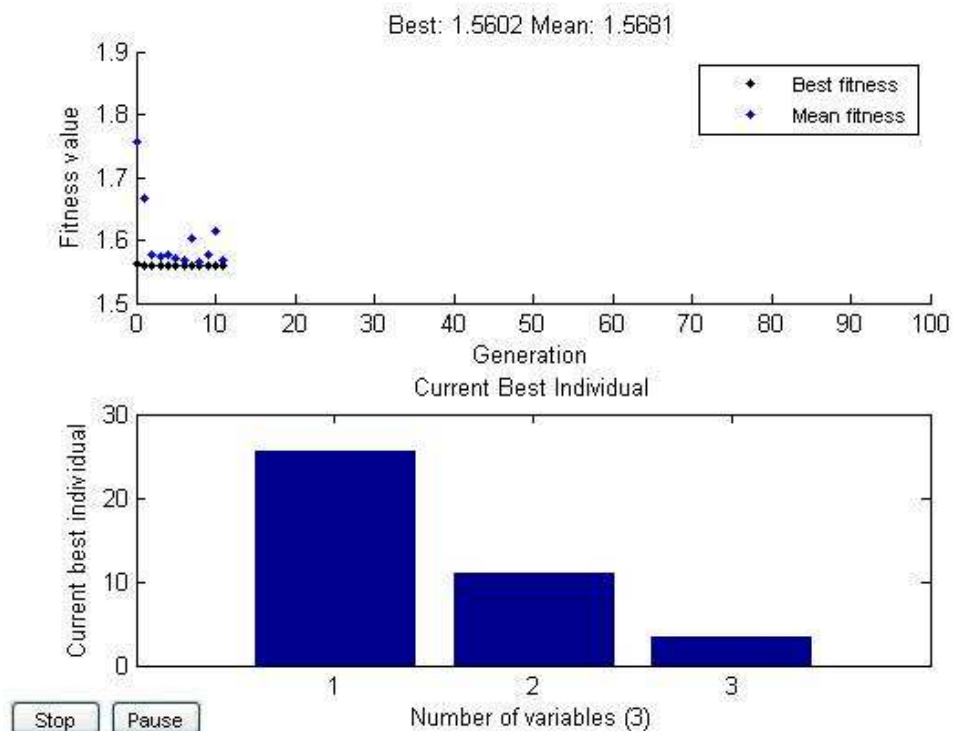
```
Fval = 1.5602
```

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'  
rngstate: [1x1 struct]  
generations: 11  
funccount: 480  
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 2071.295865 seconds.
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.562	1.649	0
2	120	1.562	1.58	1
3	160	1.562	1.575	2
4	200	1.562	1.582	0
5	240	1.561	1.577	0
6	280	1.561	1.598	1
7	320	1.561	1.573	0
8	360	1.561	1.584	1
9	400	1.561	1.582	2
10	440	1.561	1.571	3
11	480	1.561	1.6	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 24.7014 10.9143 3.7944 795.8367 240.2673

Fval = 1.5613

exitFlag = 1

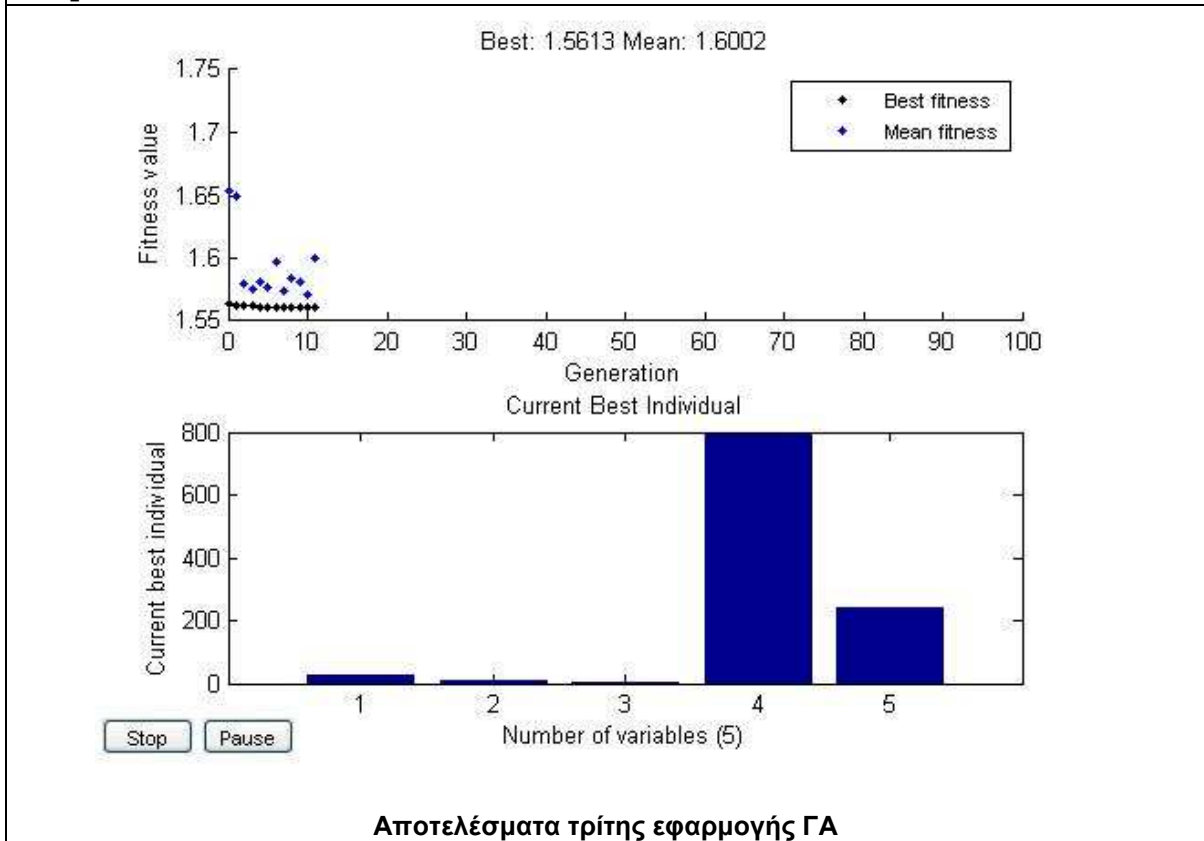
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 11
funccount: 480
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 3682.822533 seconds.



➤ Τμήμα 2 της ΔΕ Abidjan

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.275	1.381	0
2	120	1.275	1.315	1
3	160	1.275	1.306	2
4	200	1.275	1.296	3
5	240	1.275	1.29	4
6	280	1.275	1.288	5
7	320	1.275	1.3	6
8	360	1.275	1.291	7
9	400	1.275	1.326	8

```

10         440         1.275         1.302         9
11         480         1.275         1.295         10
Optimization terminated: average change in the fitness value less
than options.TolFun.

x =    21.0000    18.0000     3.2000

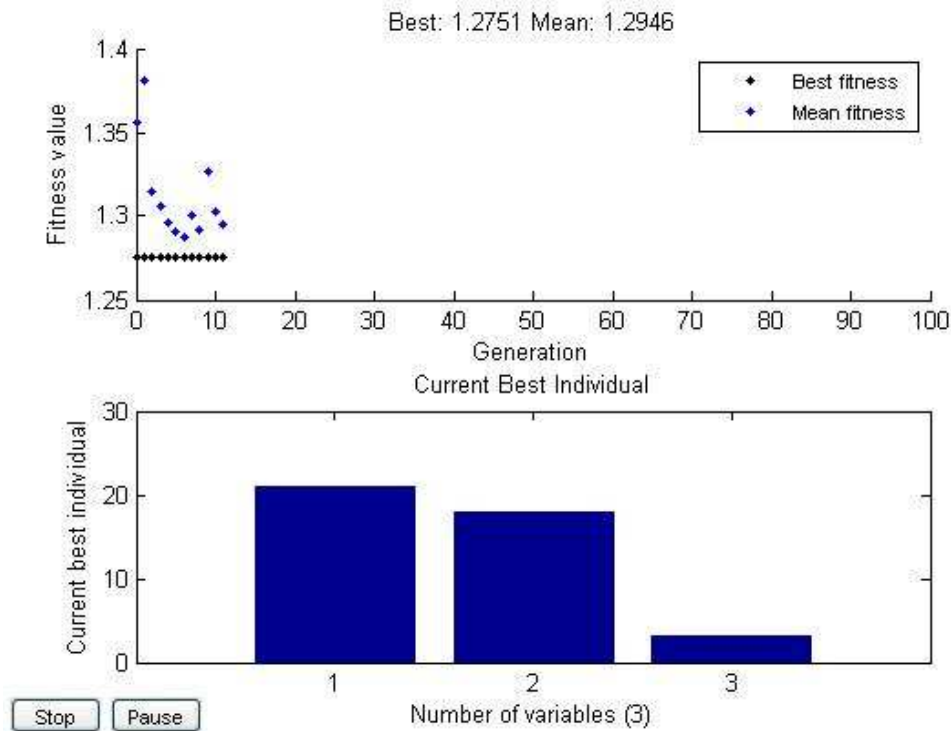
Fval =    1.2751

exitFlag =     1

Output =
    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 11
    funccount: 480
    message: [1x86 char]

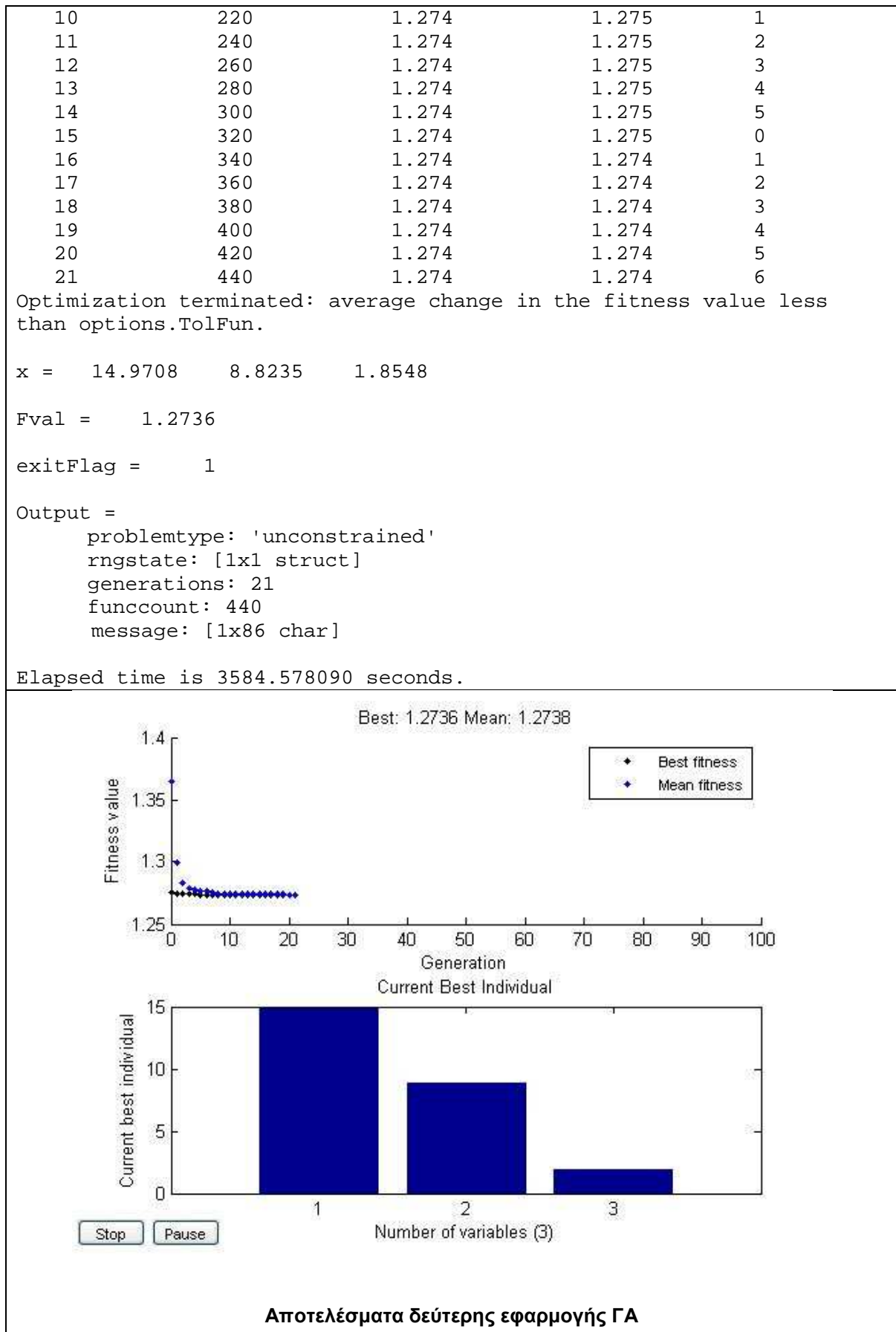
Elapsed time is 2436.385899 seconds.

```



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.274	1.299	0
2	60	1.274	1.283	1
3	80	1.274	1.279	2
4	100	1.274	1.277	3
5	120	1.274	1.276	0
6	140	1.274	1.276	1
7	160	1.274	1.275	2
8	180	1.274	1.275	3
9	200	1.274	1.275	0



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	1.271	1.302	0
2	120	1.27	1.284	0
3	160	1.27	1.276	1
4	200	1.27	1.273	2
5	240	1.27	1.273	0
6	280	1.27	1.276	1
7	320	1.27	1.272	0
8	360	1.27	1.273	0
9	400	1.27	1.272	1
10	440	1.27	1.272	0
11	480	1.27	1.271	1
12	520	1.27	1.271	0
13	560	1.27	1.273	1
14	600	1.27	1.272	2
15	640	1.27	1.271	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 13.6062 8.8500 9.2699 114.4378 821.0477

Fval = 1.2696

exitFlag = 1

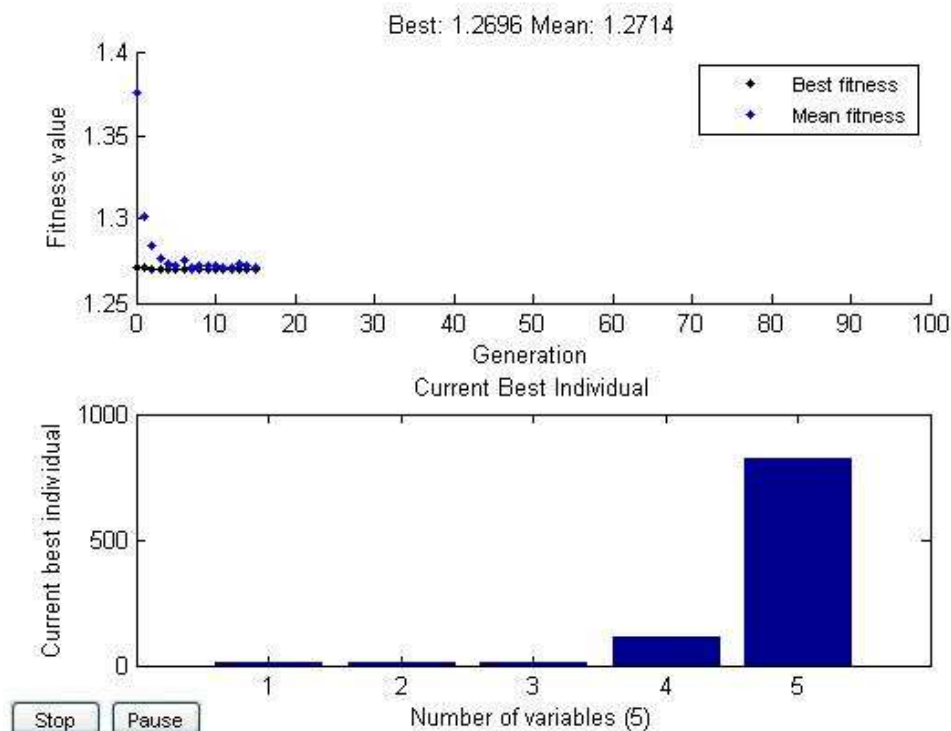
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 15
funccount: 640
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 7976.679058 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

❖ ΔΕ CotdAzur1

➤ Σύνολο ΔΕ CotdAzur1

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.959	3.857	0
2	60	2.959	3.539	1
3	80	2.955	3.527	0
4	100	2.955	3.516	1
5	120	2.953	3.356	0
6	140	2.953	3.818	1
7	160	2.953	3.148	2
8	180	2.953	3.279	3
9	200	2.953	3.326	4
10	220	2.953	3.231	5
11	240	2.953	3.622	6
12	260	2.953	3.077	7
13	280	2.953	3.045	8
14	300	2.953	3.006	9
15	320	2.953	3.021	10
16	340	2.953	3.049	0
17	360	2.953	3.029	1
18	380	2.953	3.062	2
19	400	2.953	3.251	3
20	420	2.953	3.276	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

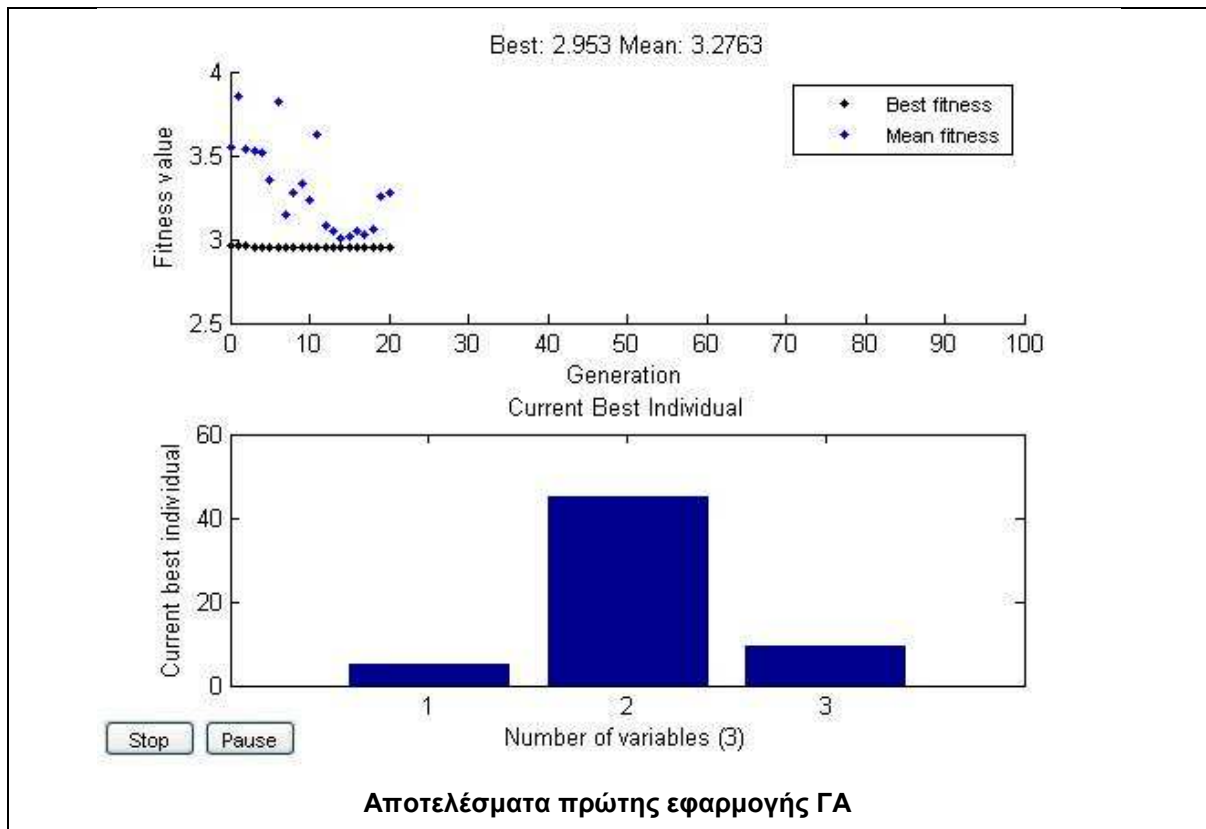
x = 5.0000 45.0000 9.2000

Fval = 2.9530

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 20
 funccount: 420
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 33948.970017 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	2.953	3.821	0
2	120	2.953	3.503	0
3	160	2.953	3.32	1
4	200	2.953	3.253	0
5	240	2.953	3.145	0
6	280	2.953	2.959	0
7	320	2.953	2.954	1
8	360	2.953	2.954	0
9	400	2.953	2.955	1
10	440	2.952	2.954	0
11	480	2.952	2.954	1
12	520	2.952	2.954	0
13	560	2.952	2.954	0
14	600	2.952	2.955	1
15	640	2.952	2.954	2
16	680	2.952	2.953	3
17	720	2.952	2.953	0
18	760	2.952	2.953	1
19	800	2.952	2.953	2
20	840	2.952	2.952	3
21	880	2.952	2.952	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 5.8202 52.4340 20.8360

Fval = 2.9522

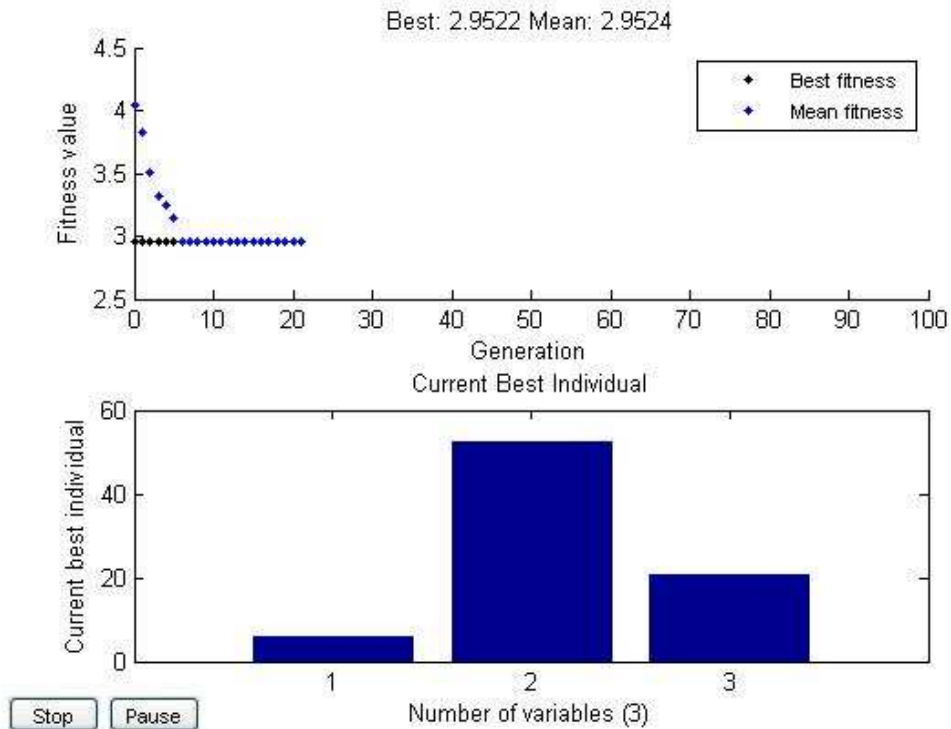
exitFlag = 1

```

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 21
  funccount: 880
  message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 73291.908294 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur1

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.668	5.097	0
2	60	2.638	4.235	0
3	80	2.636	5.629	0
4	100	2.636	6.284	0
5	120	2.625	5.23	0
6	140	2.625	6.025	0
7	160	2.625	5.79	1
8	180	2.625	5.244	2
9	200	2.625	5.174	0
10	220	2.625	4.753	1
11	240	2.625	3.501	0
12	260	2.625	5.693	1
13	280	2.625	4.593	2
14	300	2.625	5.363	3
15	320	2.625	3.338	4
16	340	2.625	3.901	0
17	360	2.625	3.451	1


```

18      380      2.625      4.195      2
19      400      2.625      4.251      3
20      420      2.625      4.914      4
21      440      2.625      5.162      5
Optimization terminated: average change in the fitness value less
than options.TolFun.

x =      4.0000      26.0000      3.2000

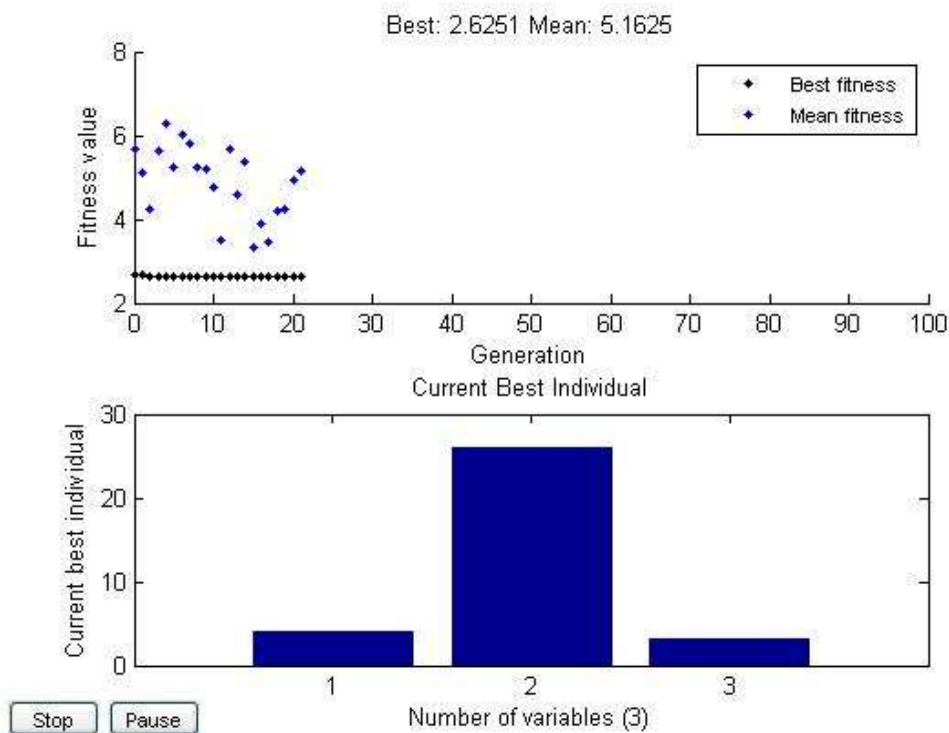
Fval =      2.6251

exitFlag =      1

Output =
    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 21
    funccount: 440
    message: [1x86 char]

Elapsed time is 7191.032898 seconds.

```



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	2.624	4.844	0
2	120	2.624	4.395	1
3	160	2.624	3.517	2
4	200	2.624	3.142	3
5	240	2.624	3.167	4
6	280	2.624	3.07	5
7	320	2.624	2.692	6

8	360	2.624	2.635	7
9	400	2.624	2.63	8
10	440	2.624	2.627	9
11	480	2.624	2.625	10
12	520	2.624	2.624	11
13	560	2.624	2.624	12
14	600	2.624	2.624	13
15	640	2.624	2.624	14
16	680	2.624	2.649	0
17	720	2.624	2.649	1
18	760	2.623	2.649	0
19	800	2.623	2.649	1
20	840	2.623	2.649	2
21	880	2.623	2.624	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 5.6853 35.4067 8.1925

Fval = 2.6234

exitFlag = 1

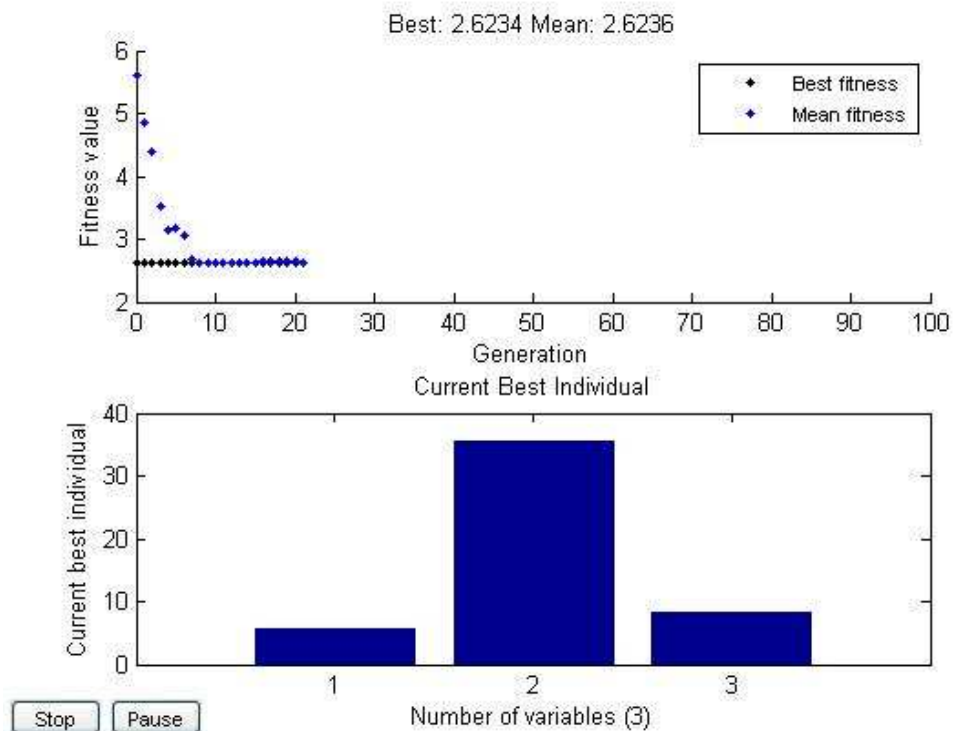
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 880
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 14411.121825 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	2.642	3.473	0
2	30	2.642	2.736	1
3	40	2.642	2.728	2
4	50	2.642	2.65	3
5	60	2.642	2.642	4
6	70	2.642	2.642	5
7	80	2.642	2.642	0
8	90	2.642	2.642	1
9	100	2.642	2.642	0
10	110	2.642	2.642	1
11	120	2.642	2.642	2
12	130	2.642	2.642	3
13	140	2.642	2.642	4
14	150	2.642	2.642	5
15	160	2.642	2.642	6
16	170	2.642	2.642	7
17	180	2.642	3.387	8
18	190	2.642	2.66	9
19	200	2.642	2.642	10
20	210	2.642	2.642	11
21	220	2.642	2.642	12

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 7.0000 35.9809 8.1166

Fval = 2.6418

exitFlag = 1

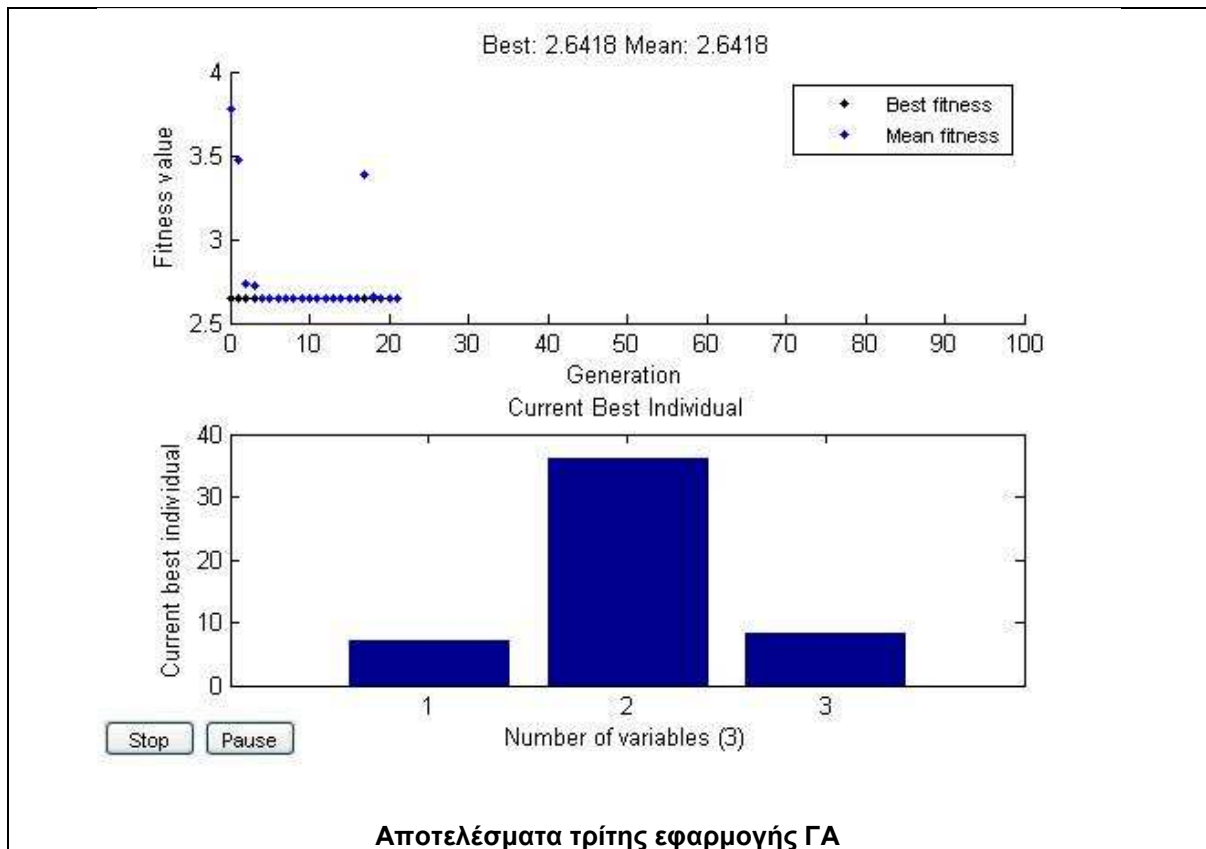
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 220
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 4891.565599 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.656	3.329	0
2	60	2.656	2.912	1
3	80	2.647	2.79	0
4	100	2.647	2.889	0
5	120	2.647	2.744	1
6	140	2.632	2.672	0
7	160	2.632	2.781	1
8	180	2.632	2.797	2
9	200	2.632	2.703	3
10	220	2.632	3.018	0
11	240	2.632	2.808	1
12	260	2.632	2.643	2
13	280	2.632	2.649	3
14	300	2.632	2.64	4
15	320	2.632	2.632	5
16	340	2.632	2.632	6

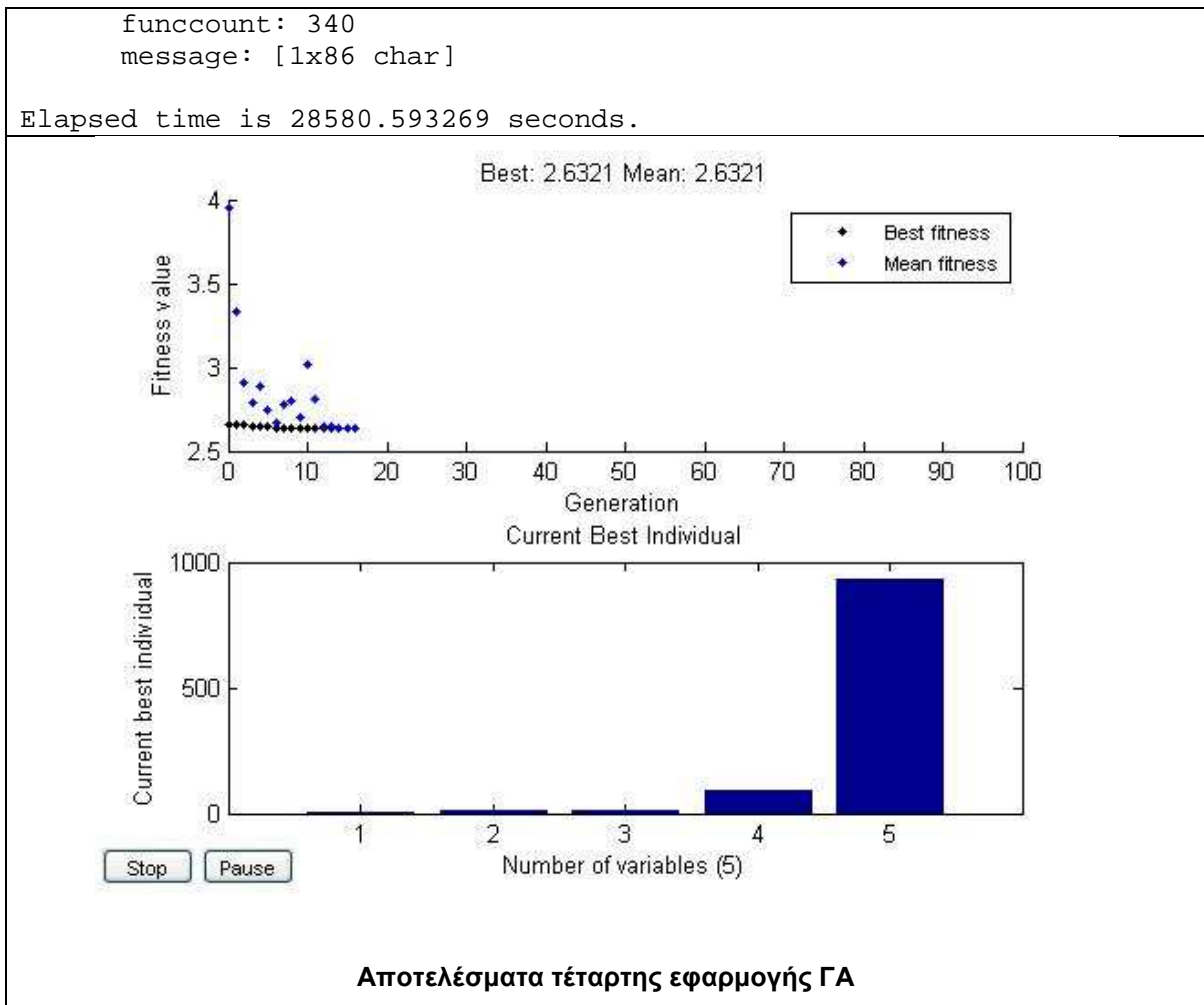
Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 3.9295 13.1626 10.6500 93.4380 927.7428

Fval = 2.6321

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 16



➤ Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur1

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	3.698	4.836	0
2	30	3.698	4.002	1
3	40	3.596	3.777	0
4	50	3.589	3.664	0
5	60	3.546	3.617	0
6	70	3.546	3.61	1
7	80	3.509	3.56	0
8	90	3.507	3.556	0
9	100	3.507	3.539	1
10	110	3.507	3.537	2
11	120	3.505	3.509	0
12	130	3.505	3.519	1
13	140	3.505	3.517	2
14	150	3.505	3.511	3
15	160	3.505	3.51	0
16	170	3.505	3.51	0
17	180	3.505	3.512	1
18	190	3.505	3.507	0
19	200	3.505	3.508	1
20	210	3.505	3.509	2
21	220	3.504	3.508	0

22	230	3.504	3.507	1
23	240	3.504	3.507	0
24	250	3.504	3.508	0
25	260	3.504	3.515	1
26	270	3.504	3.513	2
27	280	3.504	3.505	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.6542 23.8569 4.9908

Fval = 3.5040

exitFlag = 1

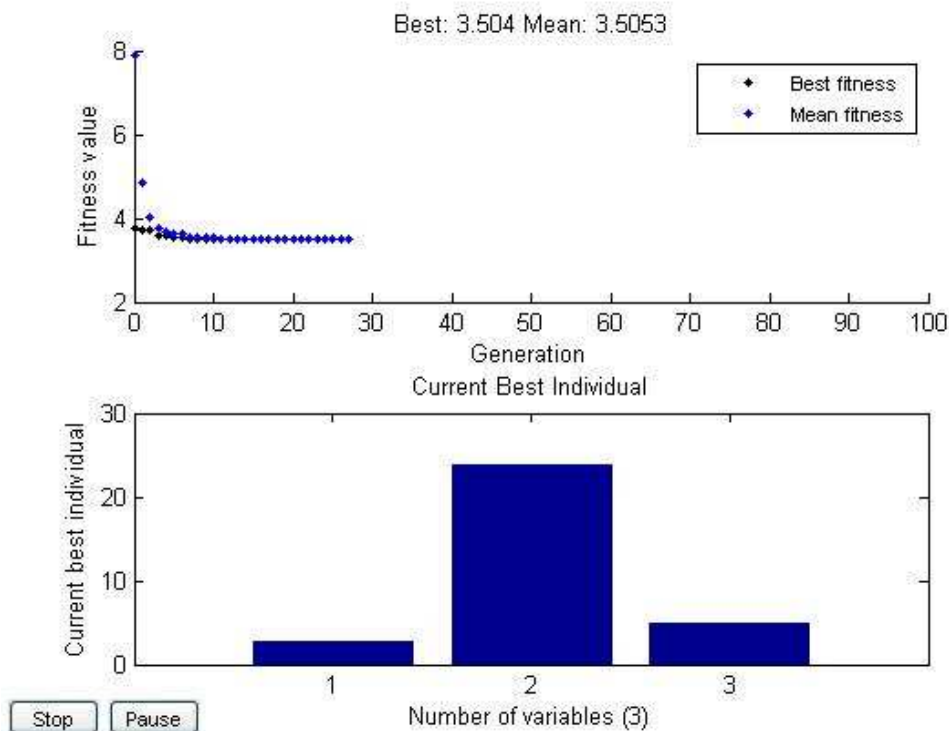
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 27
funccount: 280
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 5451.815000 seconds.



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.513	5.969	0
2	120	3.51	4.814	0
3	160	3.485	4.041	0
4	200	3.485	4.093	0
5	240	3.485	4.258	1

6	280	3.485	4.57	2
7	320	3.485	4.331	0
8	360	3.485	4.654	1
9	400	3.485	4.705	2
10	440	3.485	4.139	3
11	480	3.485	3.961	4
12	520	3.485	3.837	5
13	560	3.485	3.682	0
14	600	3.485	3.545	1
15	640	3.485	3.544	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 0.9029 8.4253 4.7972

Fval = 3.4850

exitFlag = 1

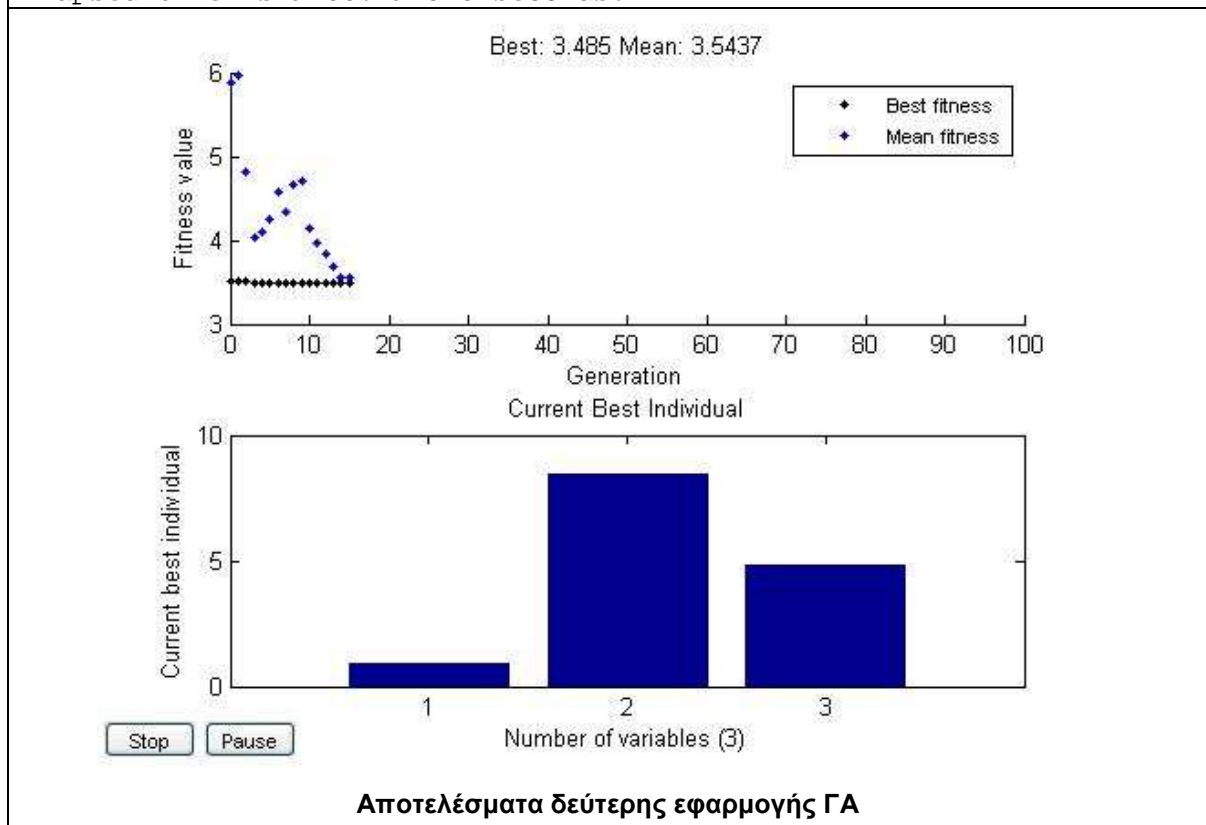
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 15
funccount: 640
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 9288.192518 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	3.52	4.95	0
2	60	3.52	4.205	1

3	80	3.52	3.806	0
4	100	3.52	4.622	1
5	120	3.52	4.31	2
6	140	3.52	4.304	3
7	160	3.52	4.849	4
8	180	3.52	5.216	0
9	200	3.507	5.156	0
10	220	3.507	4.542	1
11	240	3.507	4.393	2
12	260	3.507	4.373	3
13	280	3.507	3.893	4
14	300	3.507	4.466	5
15	320	3.507	4.983	6
16	340	3.507	4.436	7
17	360	3.507	5.008	8
18	380	3.507	4.2	0
19	400	3.507	3.79	1
20	420	3.507	4.092	2
21	440	3.507	4.333	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 3.0000 27.0000 14.2000

Fval = 3.5068

exitFlag = 1

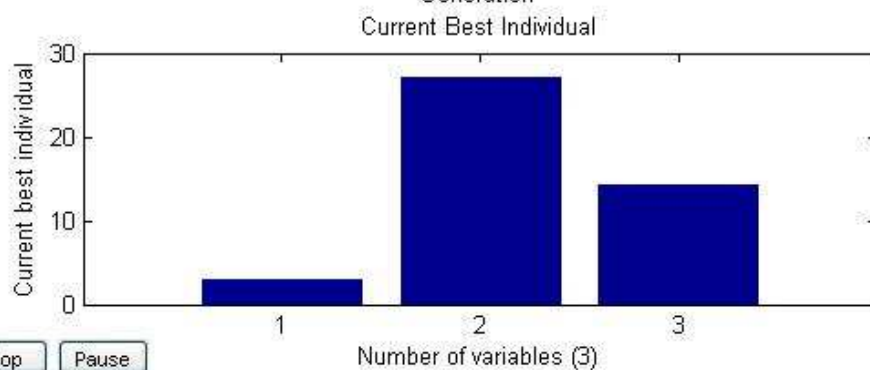
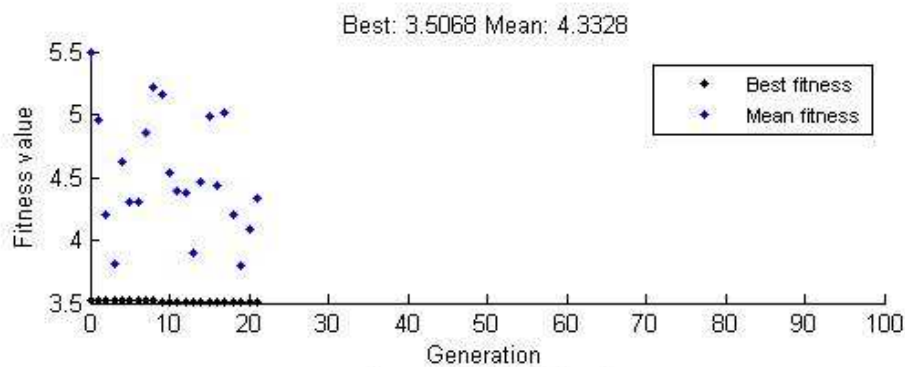
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 440
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 6405.232626 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	3.1	3.724	0
2	60	3.1	3.402	1
3	80	3.099	3.29	0
4	100	3.099	3.203	1
5	120	3.099	3.16	2
6	140	3.098	3.101	0
7	160	3.098	3.1	0
8	180	3.097	3.101	0
9	200	3.097	3.099	1
10	220	3.097	3.098	2
11	240	3.097	3.098	3
12	260	3.097	3.098	4
13	280	3.097	3.098	5
14	300	3.097	3.098	6
15	320	3.097	3.098	7
16	340	3.097	3.097	0

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 5.7288 48.2419 4.3955 156.8402 764.6658

Fval = 3.0973

exitFlag = 1

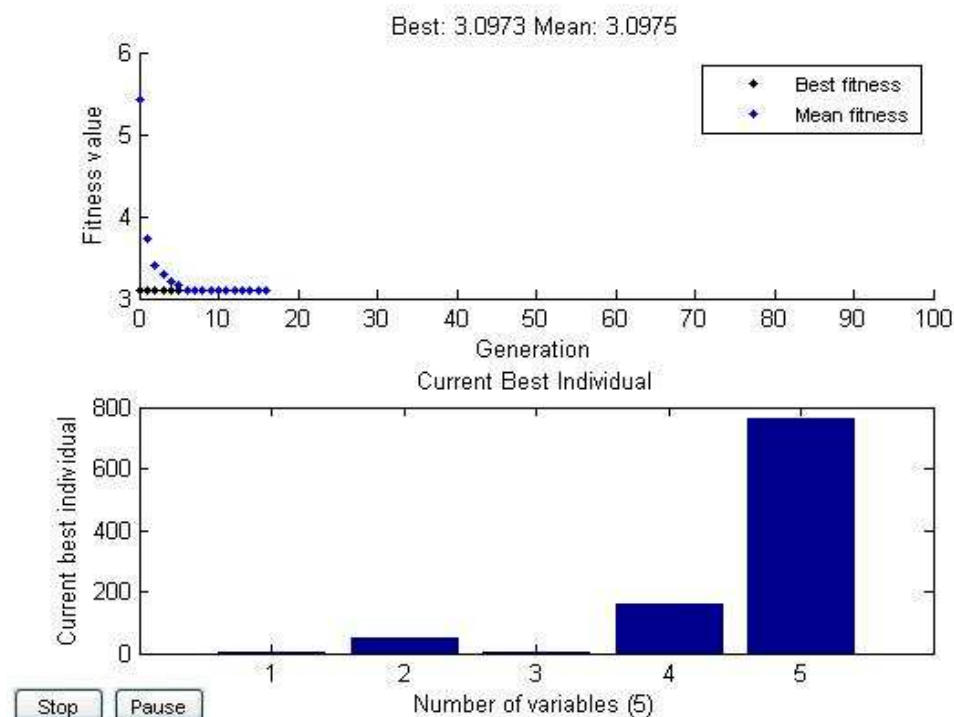
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 16
funccount: 340
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 27713.728996 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

❖ ΔΕ CotdAzur2

➤ Σύνολο ΔΕ CotdAzur2

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.285	4.043	0
2	60	2.285	2.922	1
3	80	2.285	2.623	2
4	100	2.285	2.501	3
5	120	2.278	2.377	0
6	140	2.277	2.347	0
7	160	2.277	2.325	1
8	180	2.277	2.303	2
9	200	2.277	2.291	3
10	220	2.275	2.283	0
11	240	2.275	2.279	1
12	260	2.275	2.278	2
13	280	2.275	2.277	3
14	300	2.275	2.277	4
15	320	2.275	2.276	5
16	340	2.275	2.276	6

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

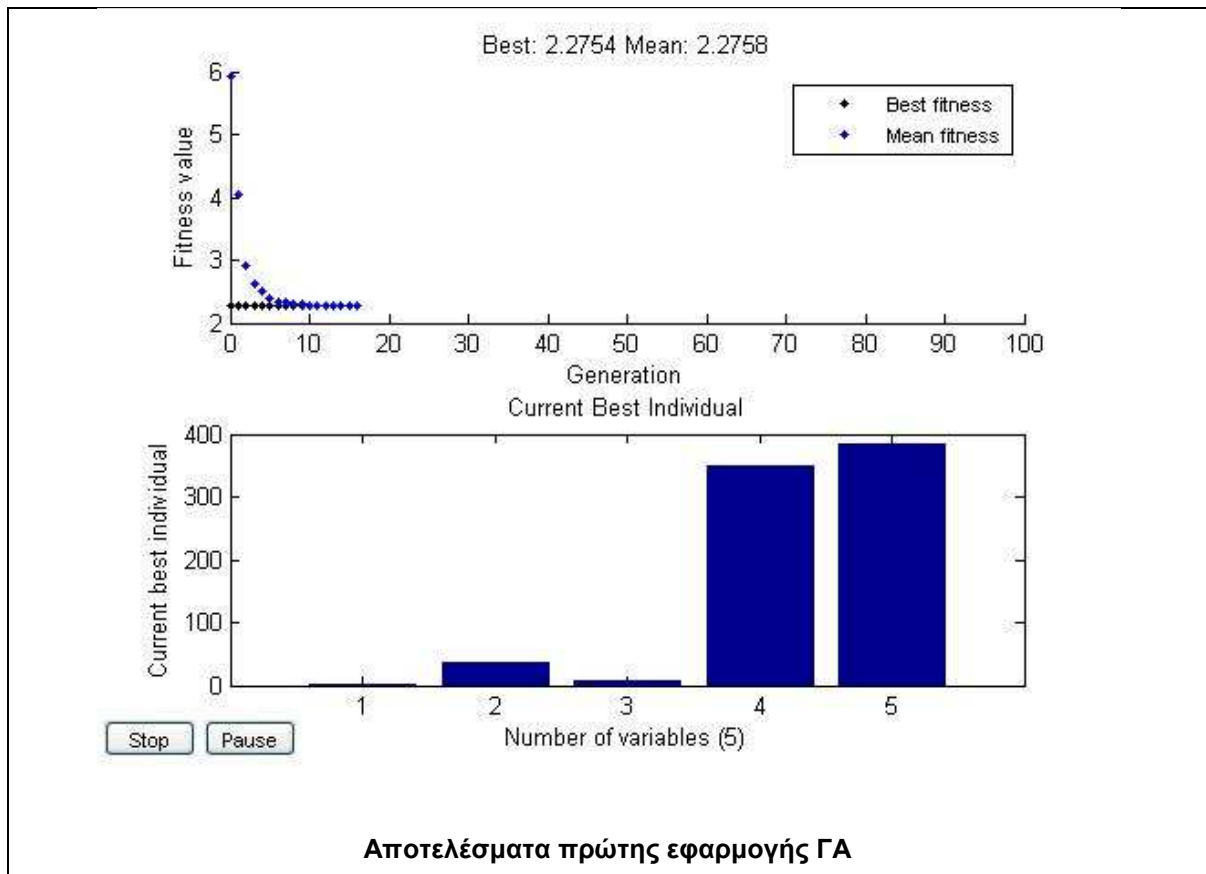
x = 2.5949 35.2346 6.1678 348.0335 385.3123

Fval = 2.2754

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 16
 funccount: 340
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 75198.088541 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.569	4.341	0
2	60	2.569	4.345	1
3	80	2.569	3.578	2
4	100	2.569	5.023	3
5	120	2.562	3.067	0
6	140	2.562	3.027	0
7	160	2.545	3.02	0
8	180	2.545	3.225	1
9	200	2.545	3.303	2
10	220	2.521	3.275	0
11	240	2.521	3.367	1
12	260	2.521	3.748	2
13	280	2.52	3.268	0
14	300	2.52	3.456	1
15	320	2.52	3.162	2
16	340	2.52	3.621	3
17	360	2.52	3.279	4
18	380	2.52	4.311	5
19	400	2.52	5.099	6
20	420	2.52	3.56	7
21	440	2.52	2.906	8

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 13.0000 14.2000

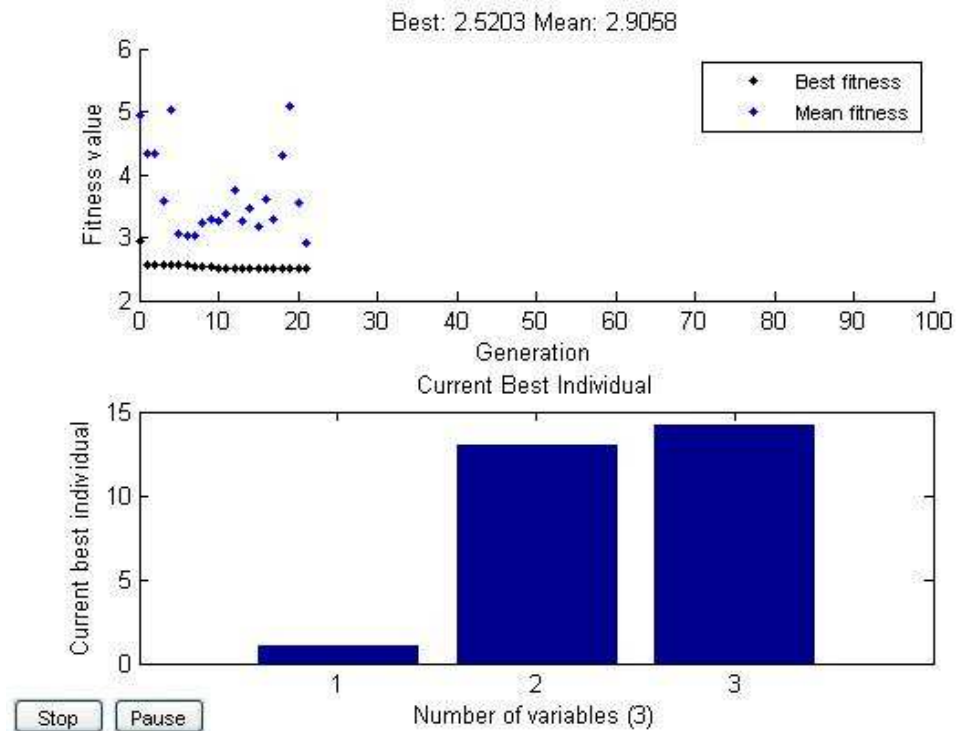
Fval = 2.5203

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 440
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 47211.844083 seconds.
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 1 της ΔΕ CotdAzur2

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.975	3.688	0
2	60	2.975	3.384	1
3	80	2.975	3.26	2
4	100	2.975	3.816	0
5	120	2.975	3.361	1
6	140	2.975	3.564	2
7	160	2.975	3.331	3
8	180	2.975	3.468	4
9	200	2.975	3.24	5
10	220	2.975	3.906	6
11	240	2.975	3.246	7
12	260	2.975	3.859	8
13	280	2.975	3.759	9
14	300	2.975	3.896	10
15	320	2.975	4.325	11

16	340	2.975	3.985	12
17	360	2.975	3.745	13
18	380	2.975	3.697	14
19	400	2.968	3.566	0
20	420	2.968	3.286	1
21	440	2.968	3.849	2
22	460	2.968	3.374	3
23	480	2.968	3.894	4
24	500	2.968	3.838	5
25	520	2.968	4.195	6
26	540	2.968	3.28	7

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 4.0000 35.0000 13.2000

Fval = 2.9678

exitFlag = 1

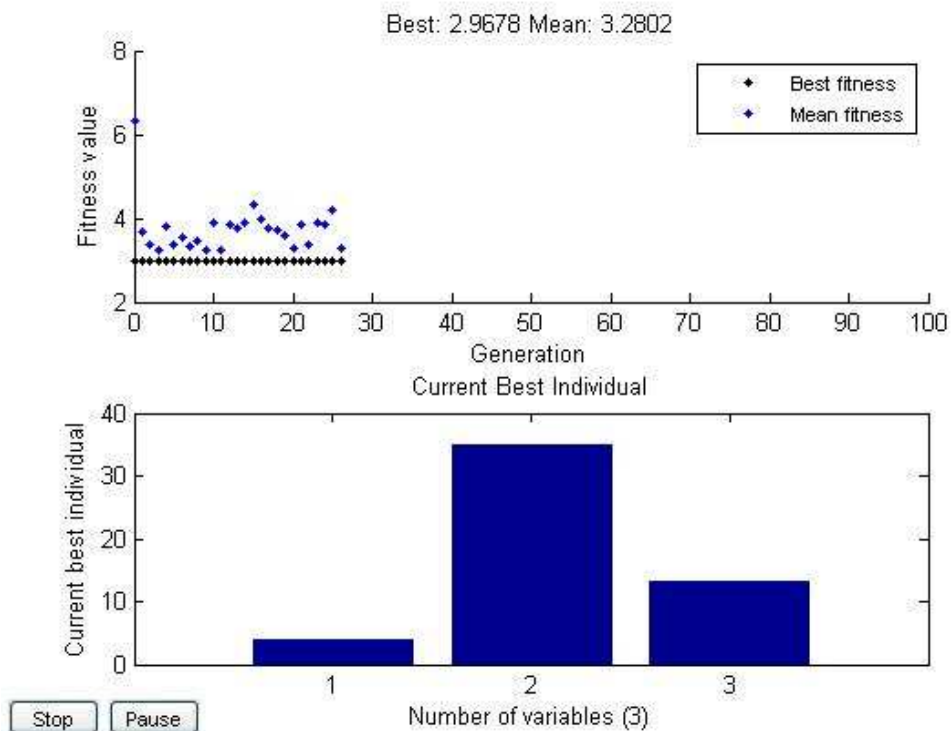
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 26
funccount: 540
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 16248.421430 seconds.



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	2.957	3.472	0
2	120	2.957	3.273	1
3	160	2.957	3.162	2
4	200	2.953	3.13	0
5	240	2.953	3.089	1
6	280	2.95	3.046	0
7	320	2.948	3.039	0
8	360	2.948	3.007	1
9	400	2.948	2.976	2
10	440	2.948	2.961	3
11	480	2.948	2.984	0
12	520	2.948	2.98	0
13	560	2.948	2.964	0
14	600	2.948	2.955	0
15	640	2.948	2.963	1
16	680	2.948	2.951	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 3.2385 28.5398 14.0810

Fval = 2.9482

exitFlag = 1

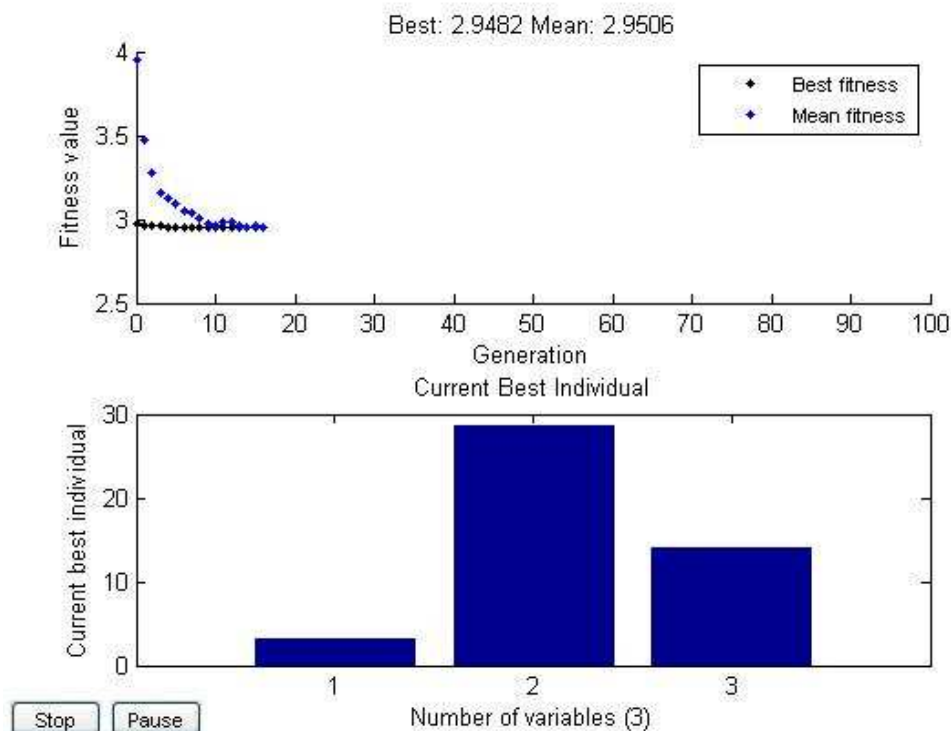
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 16
funccount: 680
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 30495.888678 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.278	4.463	0
2	60	2.278	3.415	1
3	80	2.278	3.162	2
4	100	2.236	3.147	0
5	120	2.236	2.773	1
6	140	2.23	3.422	0
7	160	2.23	3.204	1
8	180	2.23	2.721	2
9	200	2.23	3.381	3
10	220	2.23	2.705	0
11	240	2.23	2.87	1
12	260	2.228	2.647	0
13	280	2.228	2.681	1
14	300	2.228	3.221	2
15	320	2.225	3.016	0
16	340	2.225	3.311	1
17	360	2.225	2.778	2
18	380	2.225	2.928	3
19	400	2.205	2.69	0
20	420	2.205	2.39	0
21	440	2.205	2.697	1
22	460	2.205	2.684	2
23	480	2.205	2.83	3
24	500	2.205	2.707	4
25	520	2.204	3.05	0
26	540	2.204	2.681	1
27	560	2.204	2.91	0
28	580	2.204	2.733	1
29	600	2.204	2.677	0
30	620	2.204	2.613	1
31	640	2.204	2.632	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

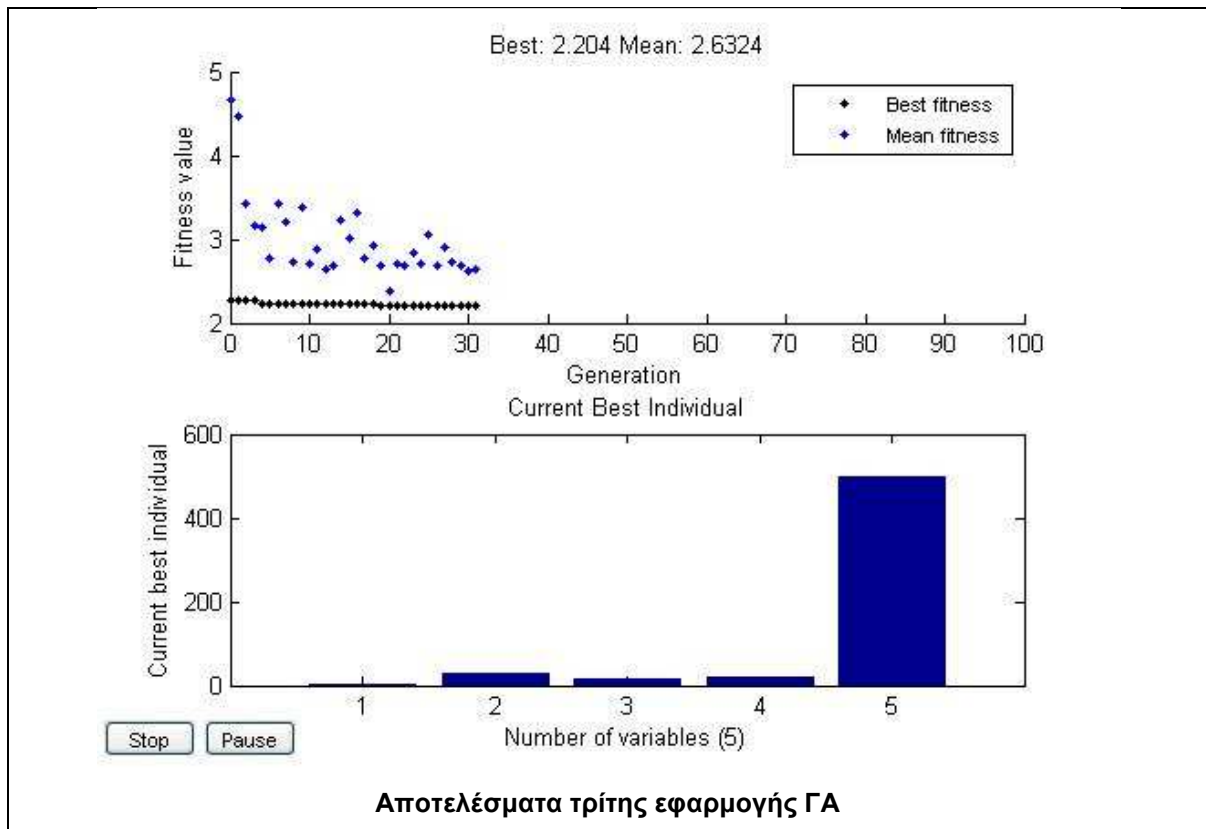
x = 2.0000 29.0000 13.2000 19.0000 500.0000

Fval = 2.2040

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 31
 funccount: 640
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 48622.808329 seconds.



➤ Τμήμα 2 της ΔΕ CotdAzur2

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	2.205	2.953	0
2	60	2.122	2.913	0
3	80	2.122	3.71	1
4	100	2.1	2.376	0
5	120	2.096	2.443	0
6	140	2.096	2.392	1
7	160	2.096	2.462	2
8	180	2.096	3.117	3
9	200	2.095	2.695	0
10	220	2.063	2.53	0
11	240	2.063	2.379	1
12	260	2.061	2.329	0
13	280	2.061	2.263	0
14	300	2.061	2.745	0
15	320	2.06	2.442	0
16	340	2.06	2.744	1
17	360	2.06	2.531	2
18	380	2.06	2.855	3
19	400	2.06	2.916	4
20	420	2.06	2.376	5
21	440	2.06	2.601	6

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.5962 21.0000 8.2000 12.0000 638.0000

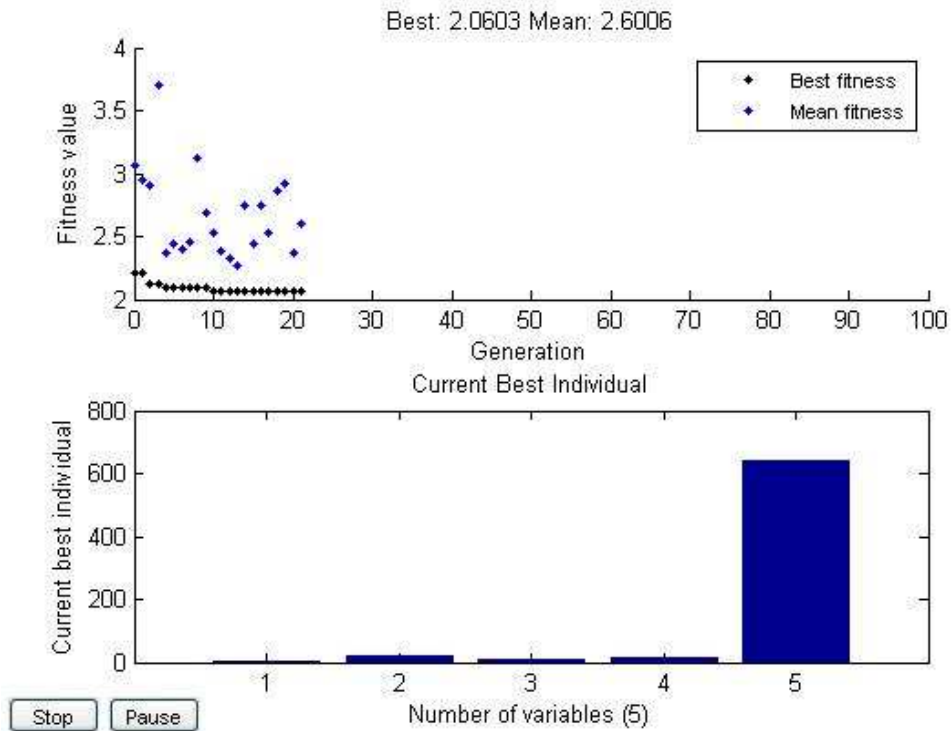
Fval = 2.0603


```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 440
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 27955.647959 seconds.
```



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	2.635	3.414	0
2	120	2.635	3.378	1
3	160	2.635	3.282	2
4	200	2.63	3.213	0
5	240	2.623	3.194	0
6	280	2.618	3.378	0
7	320	2.618	2.979	0
8	360	2.618	3.082	1
9	400	2.618	3.231	2
10	440	2.618	3.225	3
11	480	2.618	3.113	4
12	520	2.618	3.179	5
13	560	2.618	3.082	6
14	600	2.618	3.174	7

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```
x = 1.0146 11.9589 1.3406
```

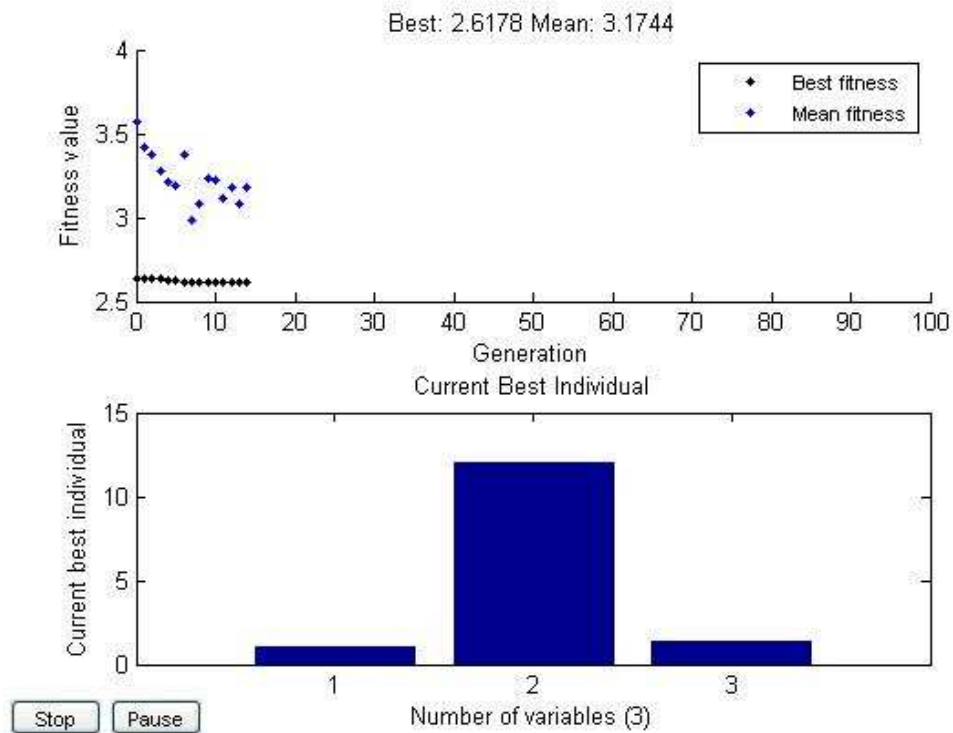
```
Fval = 2.6178
```

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'  
rngstate: [1x1 struct]  
generations: 14  
funccount: 600  
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 18303.527718 seconds.
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	3.394	3.995	0
2	30	3.377	3.705	0
3	40	3.114	3.616	0
4	50	3.114	3.502	1
5	60	3.104	3.321	0
6	70	3.104	3.302	1
7	80	3.094	3.213	0
8	90	3.094	3.174	1
9	100	3.023	3.105	0
10	110	3.023	3.086	1
11	120	3.016	3.08	0
12	130	3.016	3.051	1
13	140	2.949	3.031	0
14	150	2.949	3.017	1

15	160	2.875	2.982	0
16	170	2.875	2.954	1
17	180	2.875	2.938	2
18	190	2.862	2.909	0
19	200	2.8	2.899	0
20	210	2.8	2.864	1
21	220	2.791	2.845	0
22	230	2.791	2.864	1
23	240	2.791	2.829	0
24	250	2.791	2.828	1
25	260	2.71	2.808	0
26	270	2.65	2.763	0
27	280	2.65	2.738	1
28	290	2.65	2.734	2
29	300	2.65	2.69	3
30	310	2.65	2.68	4
31	320	2.65	2.657	5
32	330	2.65	2.658	6
33	340	2.649	2.651	0
34	350	2.649	2.65	1
35	360	2.649	2.649	2
36	370	2.648	2.649	0
37	380	2.648	2.649	1
38	390	2.648	2.648	2
39	400	2.648	2.648	3
40	410	2.648	2.648	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.4823 29.2313 10.1042

Fval = 2.6481

exitFlag = 1

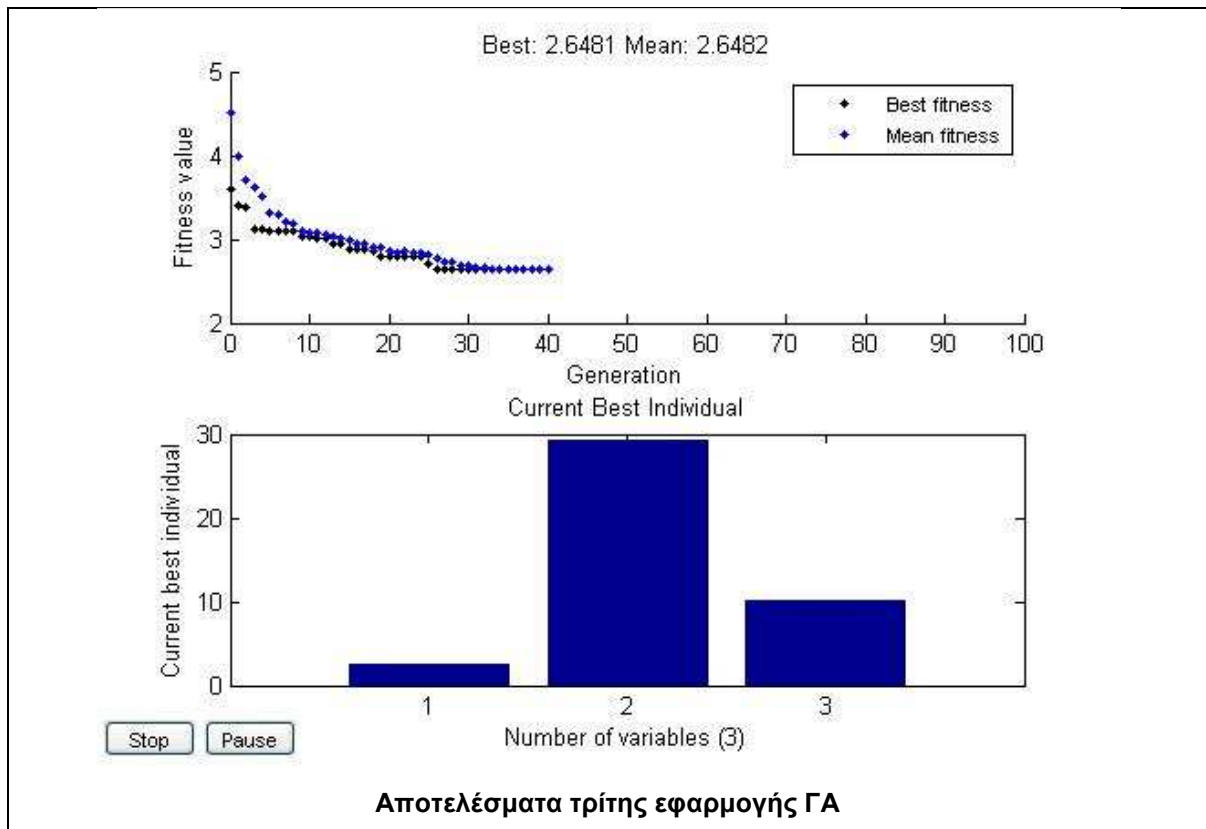
Output =

```

    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 40
    funccount: 410
    message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 13717.858426 seconds.



❖ ΔΕ Bodensee

➤ Σύνολο ΔΕ Bodensee

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	5.53	7.711	0
2	120	5.231	7.076	0
3	160	5.231	6.333	1
4	200	5.231	5.729	2
5	240	5.231	5.547	3
6	280	5.231	5.374	4
7	320	5.231	5.269	5
8	360	5.231	5.339	6
9	400	5.231	5.242	7
10	440	5.231	5.235	8
11	480	5.231	5.233	9
12	520	5.231	5.233	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

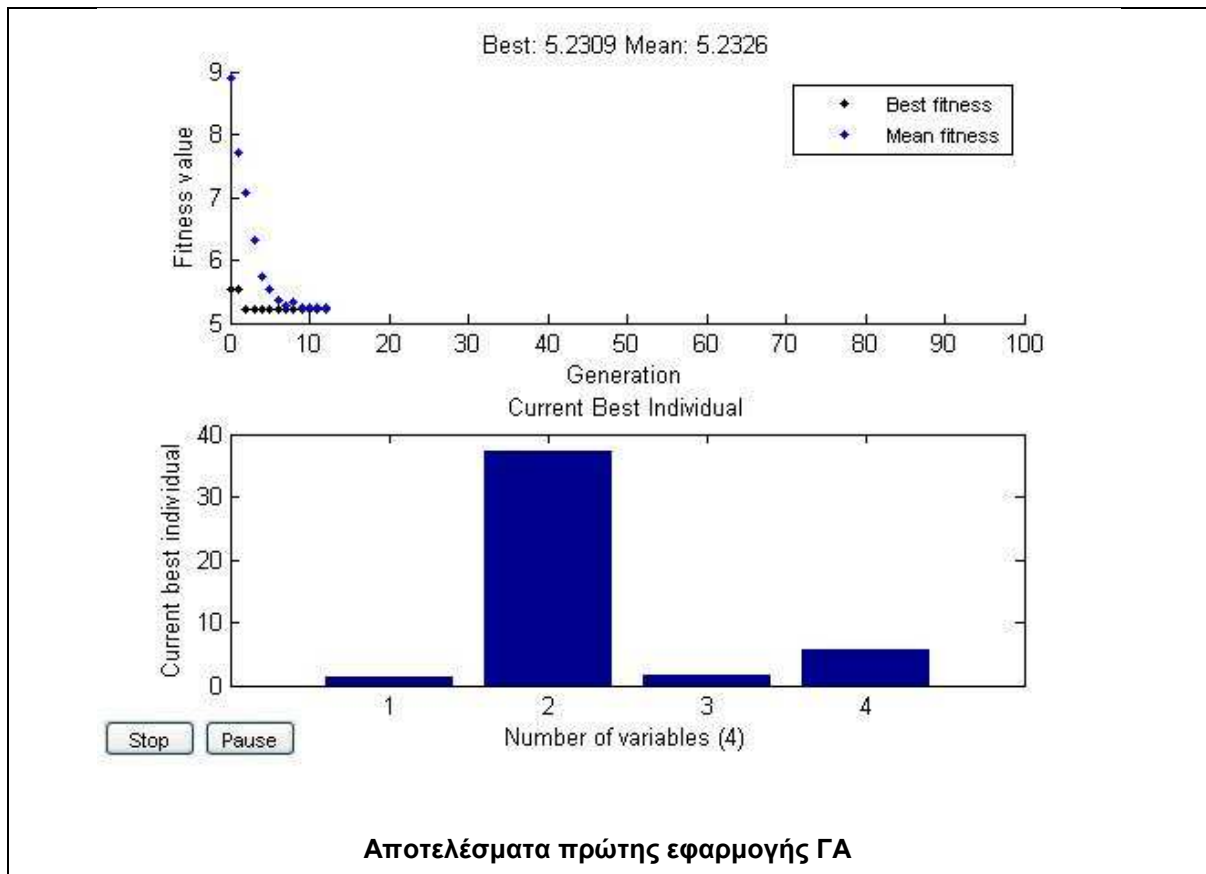
x = 1.3100 37.2413 1.6933 5.6296

Fval = 5.2309

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 12
 funccount: 520
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 34119.012267 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	5.703	8.36	0
2	30	5.703	6.9	1
3	40	5.703	7.801	2
4	50	5.703	7.827	3
5	60	5.703	7.088	4
6	70	5.703	6.526	5
7	80	5.604	9.696	0
8	90	5.604	6.857	1
9	100	5.604	6.697	2
10	110	5.604	6.176	3
11	120	5.604	6.676	4
12	130	5.604	6.506	5
13	140	5.604	7.359	6
14	150	5.374	6.905	0
15	160	5.25	6.153	0
16	170	5.25	6.045	1
17	180	5.25	6.09	2
18	190	5.25	6.036	3
19	200	5.25	6.428	4
20	210	5.25	6.865	5
21	220	5.25	6.235	6
22	230	5.25	6.476	7
23	240	5.25	5.84	8
24	250	5.25	6.085	9
25	260	5.25	5.813	10
26	270	5.25	6.873	11

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```
x = 1.0000 33.0000 6.2000
```

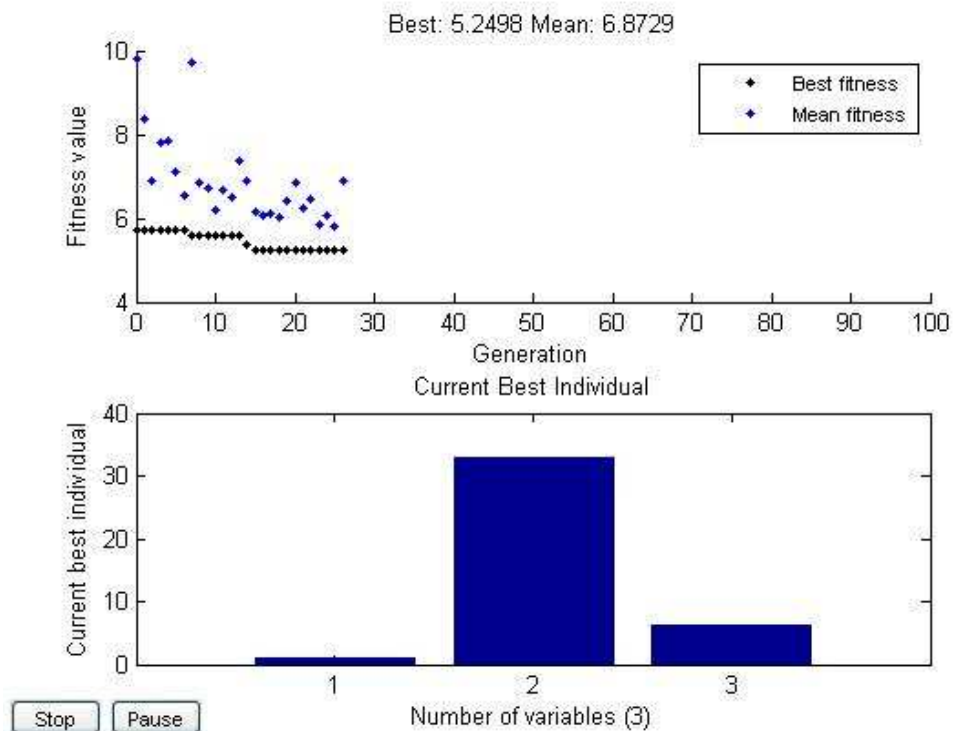
```
Fval = 5.2498
```

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 26
funccount: 270
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 14279.494324 seconds.
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	6.065	8.611	0
2	60	5.701	7.262	0
3	80	5.623	6.843	0
4	100	5.623	6.283	1
5	120	5.623	6.087	2
6	140	5.623	5.88	3
7	160	5.573	5.706	0
8	180	5.573	5.669	1
9	200	5.573	5.646	2
10	220	5.554	5.619	0
11	240	5.554	5.597	1
12	260	5.554	5.587	2
13	280	5.554	5.578	3

14	300	5.554	5.57	4
15	320	5.554	5.564	0
16	340	5.554	5.563	1
17	360	5.554	5.559	2
18	380	5.554	5.557	3
19	400	5.554	5.557	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.9035 36.9101 6.7620 970.9019 814.4445

Fval = 5.5541

exitFlag = 1

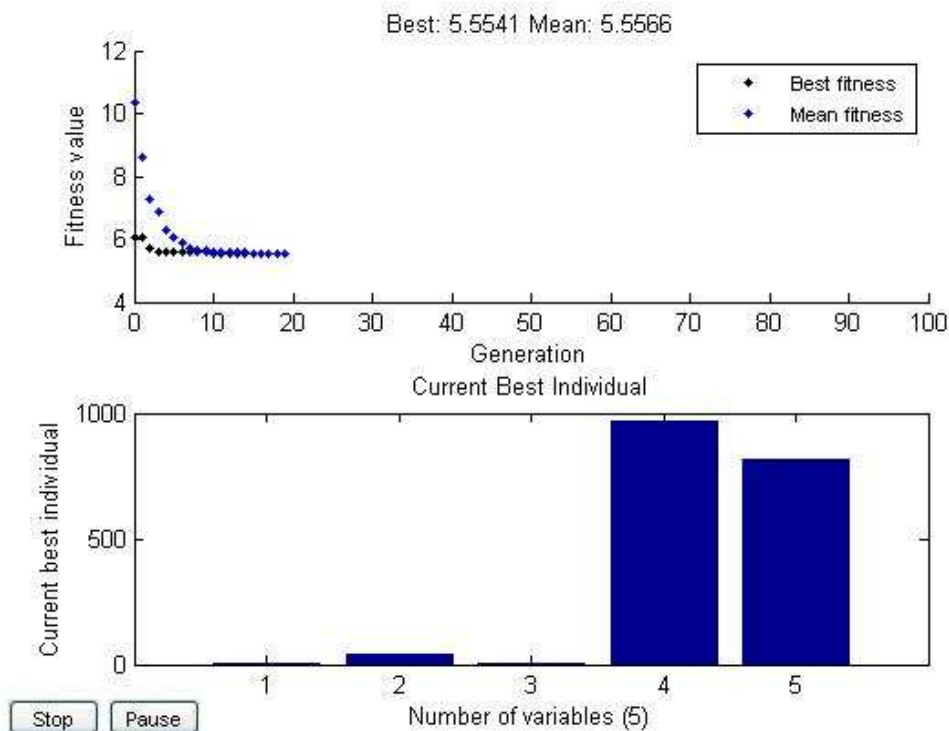
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 19
funccount: 400
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 77043.631404 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 1 της Bodensee

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	6.631	10.27	0
2	120	6.528	10.12	0

3	160	6.333	9.785	0
4	200	6.333	8.729	1
5	240	6.33	7.958	0
6	280	6.33	7.82	1
7	320	6.33	7.964	2
8	360	6.33	7.871	3
9	400	6.33	8.291	4
10	440	6.33	7.97	5
11	480	6.33	7.662	6
12	520	6.33	7.791	7
13	560	6.33	7.725	8

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 39.0000 8.2000

Fval = 6.3304

exitFlag = 1

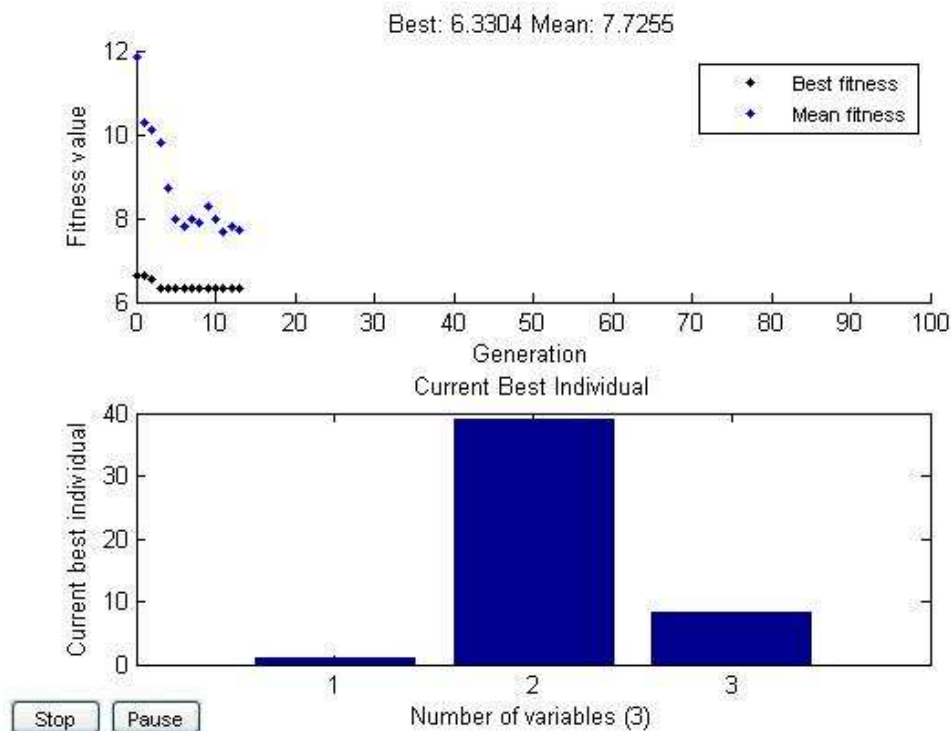
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 13
funccount: 560
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 7836.655835 seconds.



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	6.673	8.728	0
2	60	6.673	8.224	1
3	80	6.673	7.856	2
4	100	6.673	7.334	3
5	120	6.673	7.046	4
6	140	6.673	6.736	5
7	160	6.673	6.682	6
8	180	6.673	6.673	7
9	200	6.673	6.673	8
10	220	6.673	6.698	9
11	240	6.673	6.673	10
12	260	6.673	6.673	11
13	280	6.673	6.673	12
14	300	6.673	6.673	13
15	320	6.673	6.673	14
16	340	6.673	6.673	15

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.3615 37.4983 1.7753

Fval = 6.6734

exitFlag = 1

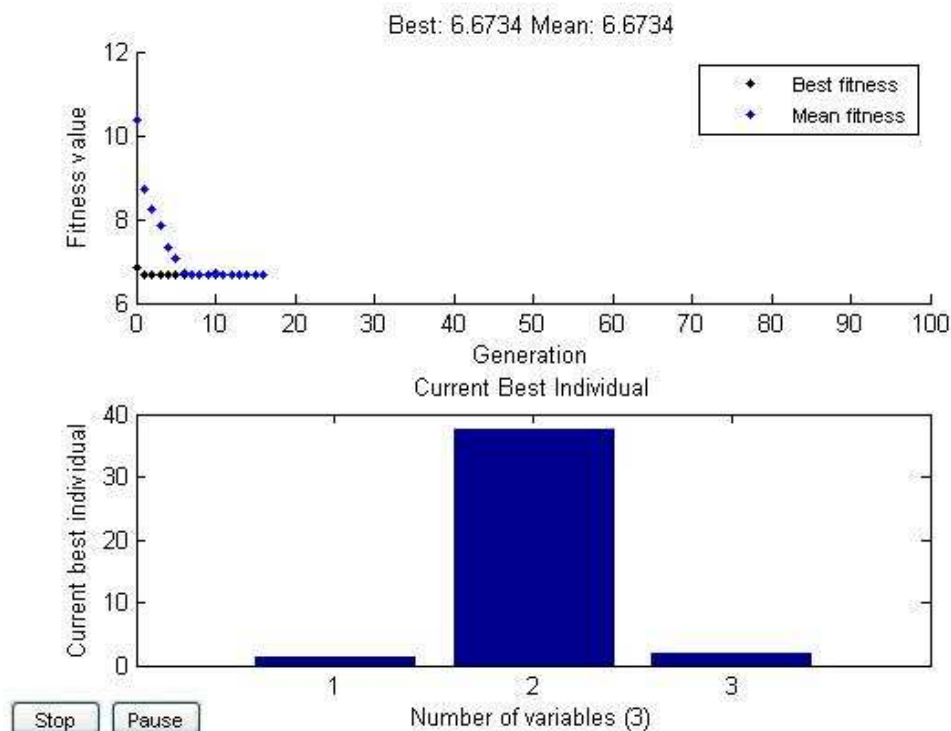
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 16
funccount: 340
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 3742.175952 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	6.533	9.237	0
2	120	5.567	8.58	0
3	160	5.529	8.025	0
4	200	5.484	7.397	0
5	240	3.568	6.736	0
6	280	3.568	5.996	1
7	320	3.566	5.085	0
8	360	3.566	4.871	1
9	400	3.566	4.637	2
10	440	3.566	4.096	3
11	480	3.566	3.943	0
12	520	3.566	3.902	1
13	560	3.566	3.813	2
14	600	3.566	3.776	3
15	640	3.566	3.623	0

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 0.0009 31.8792 5.7987

Fval = 3.5663

exitFlag = 1

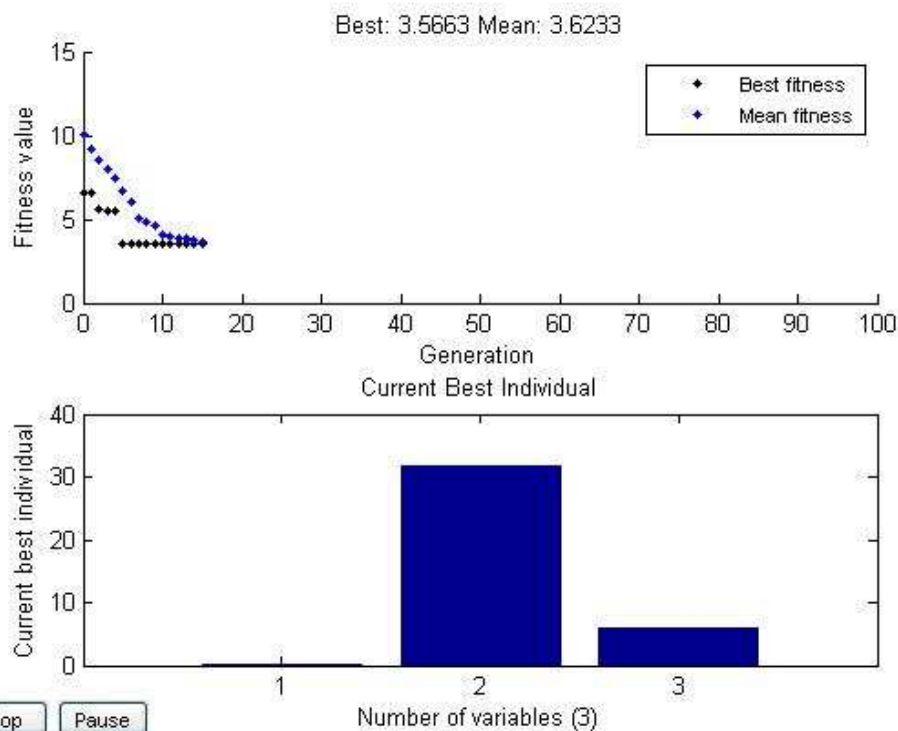
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 15
funccount: 640
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 6866.290120 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.843	8.15	0
2	120	3.568	7.147	0
3	160	3.568	6.352	1
4	200	3.56	5.4	0
5	240	3.559	4.884	0
6	280	3.539	4.276	0
7	320	3.51	4.154	0
8	360	3.51	4.183	0
9	400	3.51	4.193	1
10	440	3.51	4.088	0
11	480	3.509	4.03	0
12	520	3.509	4.286	1
13	560	3.509	4.077	0
14	600	3.509	4.077	1
15	640	3.509	4.046	2
16	680	3.509	3.924	0
17	720	3.509	3.945	1
18	760	3.509	3.817	0
19	800	3.509	3.831	0
20	840	3.509	4.181	0
21	880	3.509	4.17	0
22	920	3.509	4.025	0
23	960	3.509	4.034	1
24	1000	3.509	3.961	2
25	1040	3.508	3.928	0
26	1080	3.508	3.915	0
27	1120	3.508	3.827	0
28	1160	3.508	3.918	1
29	1200	3.508	3.82	0
30	1240	3.507	3.833	0
31	1280	3.507	4.036	1
32	1320	3.507	3.905	2
33	1360	3.507	3.772	3
34	1400	3.507	3.691	4
35	1440	3.507	3.583	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 0.0017 35.1235 8.1076

Fval = 3.5065

exitFlag = 1

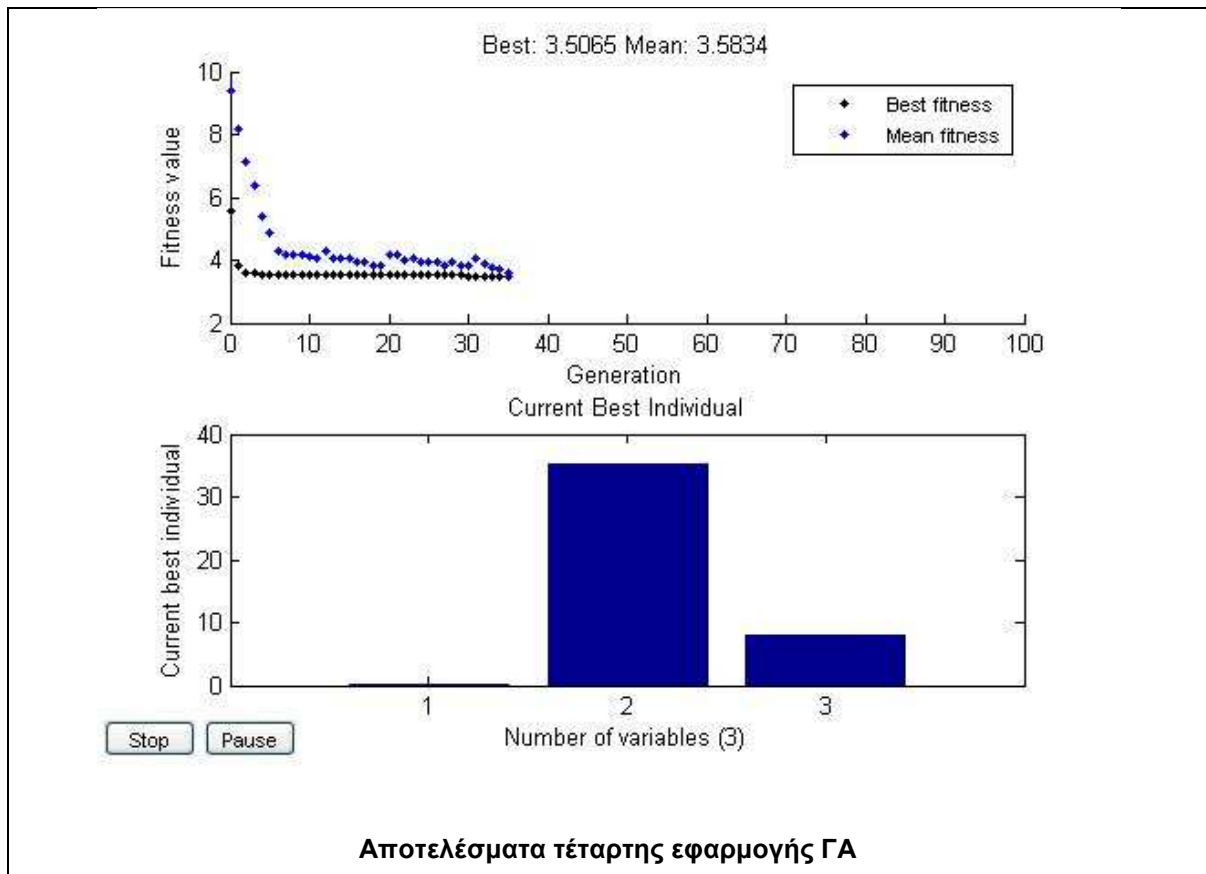
Output =

```

    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 35
    funccount: 1440
    message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 15390.549722 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.611	8.223	0
2	120	3.61	6.651	0
3	160	3.536	5.53	0
4	200	3.536	5.165	1
5	240	3.536	Inf	0
6	280	3.532	4.851	0
7	320	3.528	4.731	0
8	360	3.526	4.763	0
9	400	3.525	4.568	0
10	440	3.525	4.81	1
11	480	3.525	4.695	2
12	520	3.525	3.933	0
13	560	3.524	4.072	0
14	600	3.524	5.717	1
15	640	3.521	4.4	0
16	680	3.521	4.569	1
17	720	3.521	4.355	2
18	760	3.521	4.347	3
19	800	3.521	4.16	4
20	840	3.521	3.88	0
21	880	3.521	3.625	0
22	920	3.521	4.147	0
23	960	3.521	4.519	1
24	1000	3.521	4.322	2
25	1040	3.521	4.129	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```

x =    1.0139    26.5551    4.5441   -0.1944

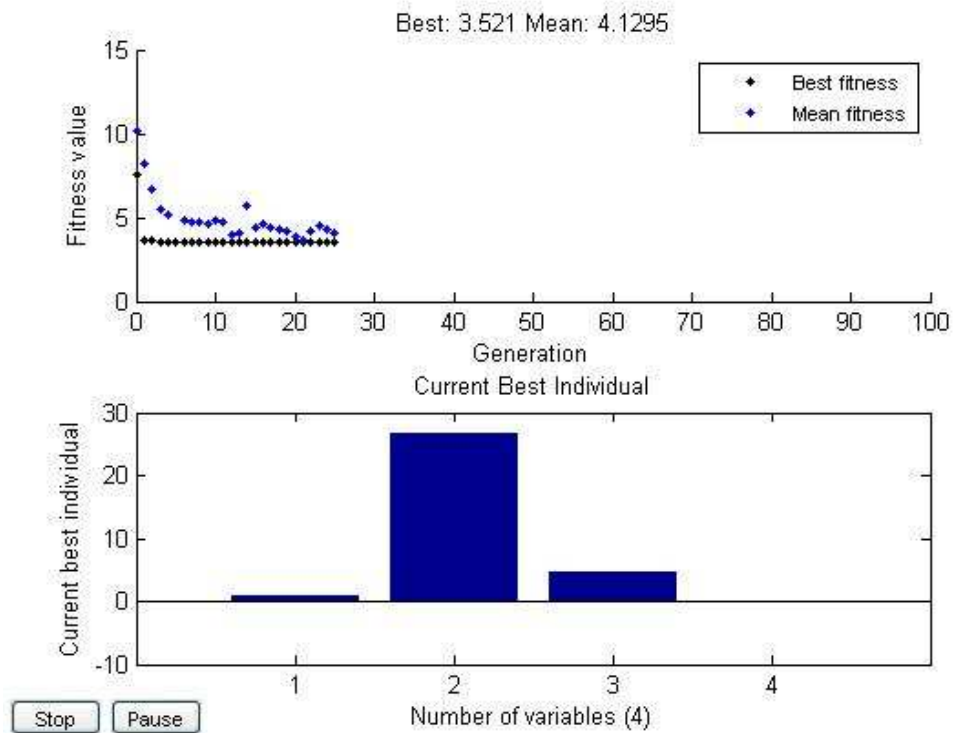
Fval =    3.5210

exitFlag =    1

Output =
    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 25
    funccount: 1040
    message: [1x86 char]

Elapsed time is 11211.732272 seconds.

```



Αποτελέσματα πέμπτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.638	9.114	0
2	120	3.637	7.664	0
3	160	3.58	6.24	0
4	200	3.58	5.076	0
5	240	3.58	4.851	1
6	280	3.58	4.858	2
7	320	3.58	4.778	3
8	360	3.58	5.062	4
9	400	3.58	4.675	0
10	440	3.578	4.862	0
11	480	3.578	4.987	1
12	520	3.577	4.928	0
13	560	3.577	4.842	0
14	600	3.555	5.043	0

15	640	3.551	5.156	0
16	680	3.534	5.033	0
17	720	3.534	5.362	1
18	760	3.534	5.238	2
19	800	3.534	5.043	0
20	840	3.529	5.243	0
21	880	3.529	5.121	1
22	920	3.529	5.02	0
23	960	3.529	4.89	1
24	1000	3.529	4.343	2
25	1040	3.529	4.59	3
26	1080	3.529	4.834	4
27	1120	3.522	4.545	0
28	1160	3.522	4.699	1
29	1200	3.521	4.408	0
30	1240	3.521	4.216	1
31	1280	3.521	3.96	2
32	1320	3.521	3.78	0
33	1360	3.521	3.773	1
34	1400	3.52	3.611	0
35	1440	3.52	3.937	1
36	1480	3.52	3.614	0
37	1520	3.52	3.702	1
38	1560	3.52	3.619	2
39	1600	3.52	3.61	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

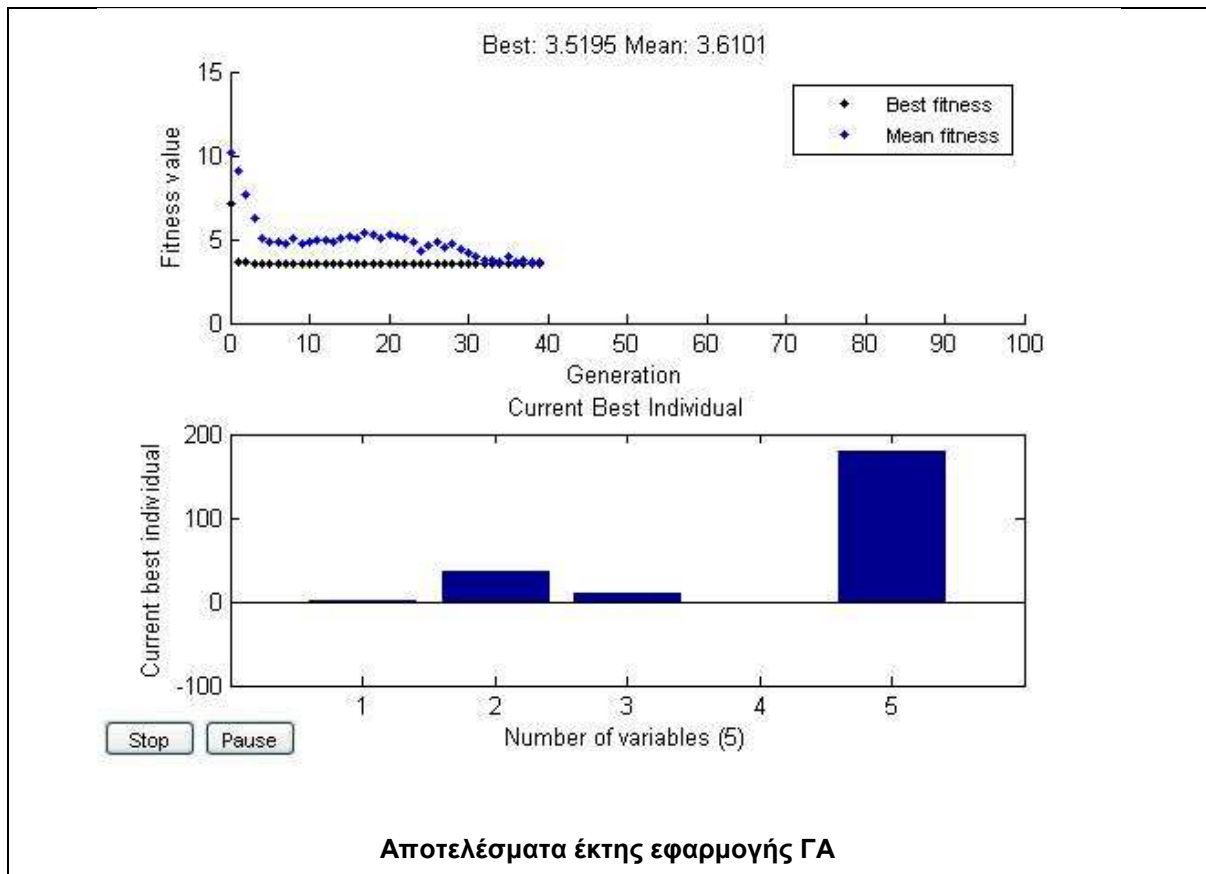
x = 1.3896 34.9268 8.8820 -0.0516 179.4911

Fval = 3.5195

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 39
 funccount: 1600
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 16452.143864 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	6.186	8.589	0
2	60	6.165	8.019	0
3	80	5.697	7.758	0
4	100	5.649	7.632	0
5	120	5.649	7.932	1
6	140	5.646	7.654	0
7	160	5.646	8.726	1
8	180	5.646	10.85	2
9	200	5.584	9.222	0
10	220	5.584	7.263	1
11	240	5.584	7.095	2
12	260	5.584	6.824	3
13	280	5.583	7.448	0
14	300	5.581	7.436	0
15	320	5.581	7.045	1
16	340	5.581	7.232	0
17	360	5.581	7.605	1
18	380	5.581	7.216	2
19	400	5.58	7.237	0
20	420	5.58	7.762	1
21	440	5.572	6.645	0
22	460	5.523	7.212	0
23	480	5.523	6.738	1
24	500	5.492	6.918	0
25	520	5.491	7.34	0
26	540	5.491	7.163	1
27	560	5.491	6.941	2
28	580	5.491	6.649	3

29	600	5.491	6.8	4
30	620	5.491	6.831	5
31	640	5.491	7.396	6
32	660	5.491	7.5	7
33	680	5.491	7.065	8

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 49.0000 12.2000 61.0000 907.0000

Fval = 5.4912

exitFlag = 1

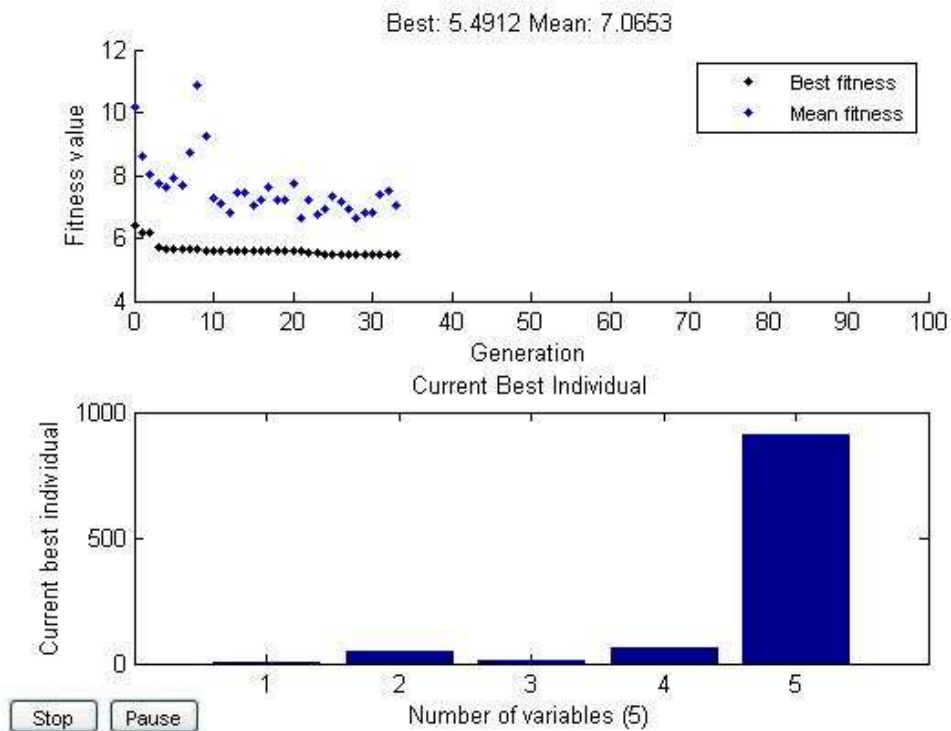
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 33
funccount: 680
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 27027.439915 seconds.



Αποτελέσματα έβδομης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 2 της Bodensee

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	4.812	5.807	0
2	120	4.81	5.493	0
3	160	4.8	5.297	0

4	200	4.8	5.141	1
5	240	4.8	5.032	0
6	280	4.8	5.018	1
7	320	4.8	4.909	2
8	360	4.797	4.877	0
9	400	4.797	4.886	1
10	440	4.797	4.868	0
11	480	4.797	4.848	1
12	520	4.797	4.841	2
13	560	4.797	4.827	3
14	600	4.797	4.815	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0603 15.4941 4.1356

Fval = 4.7971

exitFlag = 1

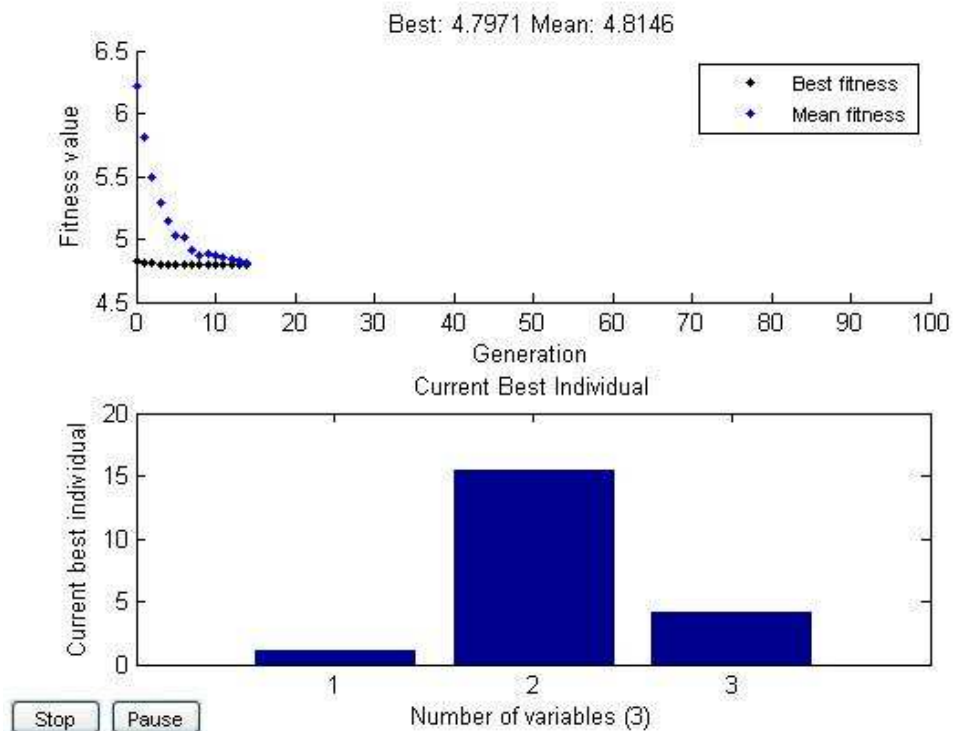
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 14
funccount: 600
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 15580.792952 seconds.



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	4.739	6.839	0
2	60	4.739	5.631	1
3	80	4.704	5.459	0
4	100	4.704	5.441	1
5	120	4.704	6.525	2
6	140	4.704	7.179	3
7	160	4.704	9.709	4
8	180	4.704	5.521	5
9	200	4.704	5.332	6
10	220	4.704	5.775	7
11	240	4.704	5.644	8
12	260	4.704	5.22	9
13	280	4.704	5.277	10
14	300	4.704	5.492	11
15	320	4.704	5.378	12
16	340	4.704	5.472	13

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 29.0000 4.2000 113.0000

Fval = 4.7037

exitFlag = 1

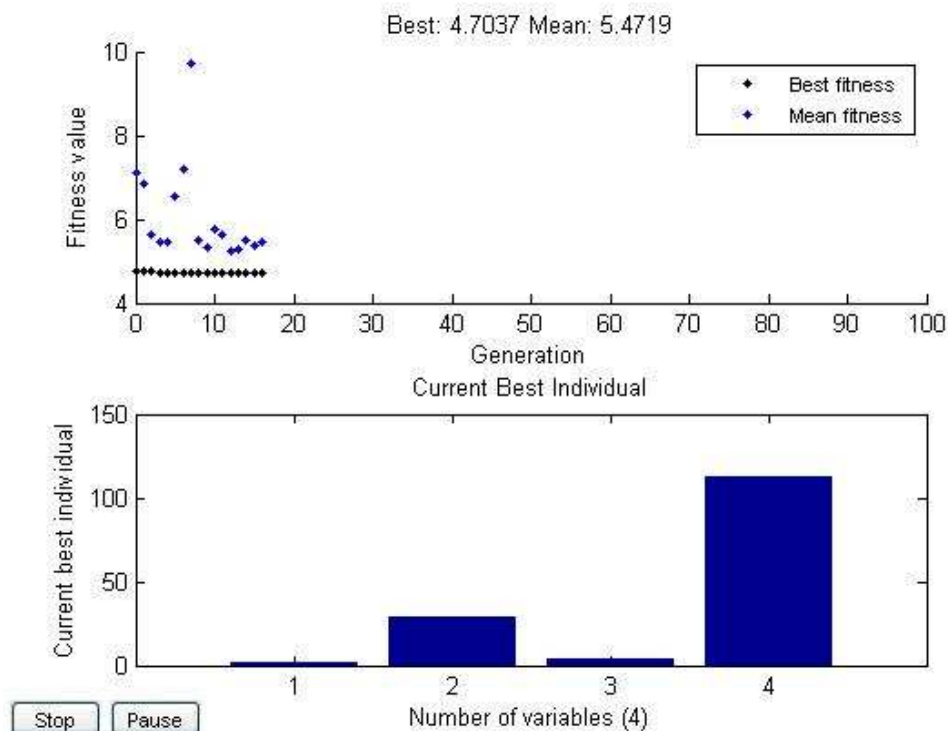
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 16
funccount: 340
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 8837.677409 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	4.646	5.433	0
2	120	4.646	5.375	1
3	160	4.646	5.119	2
4	200	4.646	5.066	3
5	240	4.631	4.799	0
6	280	4.631	4.767	1
7	320	4.631	4.737	2
8	360	4.631	4.703	3
9	400	4.631	4.653	4
10	440	4.631	4.65	5
11	480	4.631	4.675	6
12	520	4.631	4.674	7
13	560	4.631	4.632	8

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.6713 30.3620 5.3995 77.6776

Fval = 4.6315

exitFlag = 1

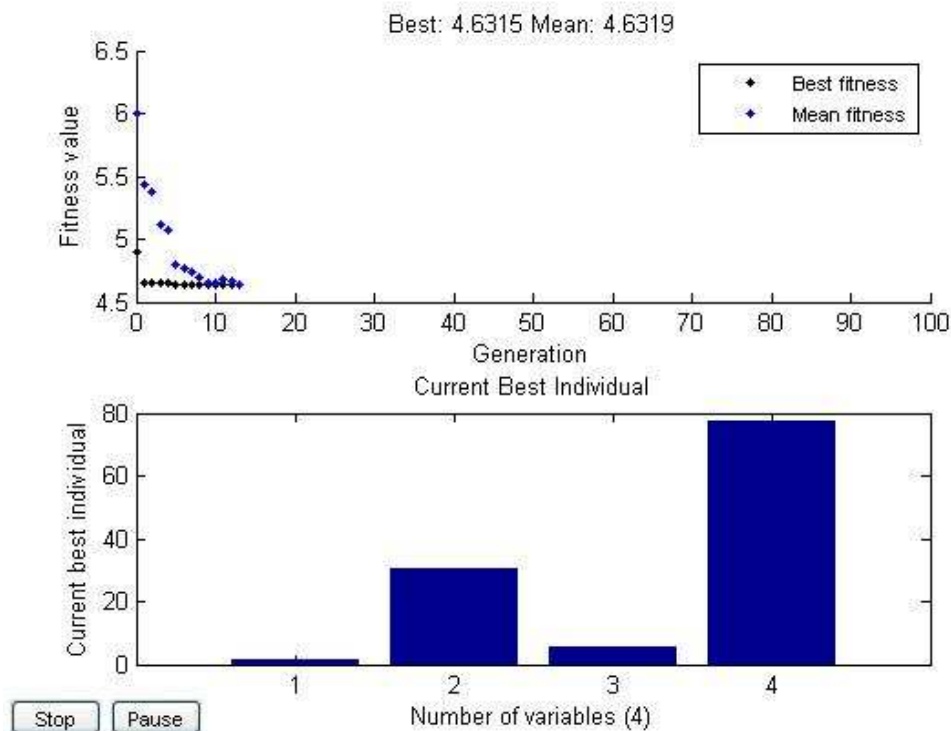
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 13
funccount: 560
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 14117.309763 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	4.654	5.453	0
2	30	4.654	5.304	1
3	40	4.654	4.936	2
4	50	4.652	4.655	0
5	60	4.648	4.655	0
6	70	4.648	4.652	1
7	80	4.645	4.655	0
8	90	4.645	4.677	1
9	100	4.645	4.664	2
10	110	4.645	4.677	0
11	120	4.629	4.645	0
12	130	4.624	4.641	0
13	140	4.624	4.641	1
14	150	4.624	4.649	2
15	160	4.623	4.648	0
16	170	4.623	4.655	1
17	180	4.623	4.662	2
18	190	4.623	4.671	3
19	200	4.623	4.649	0
20	210	4.623	4.64	1
21	220	4.623	4.637	2
22	230	4.623	4.638	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

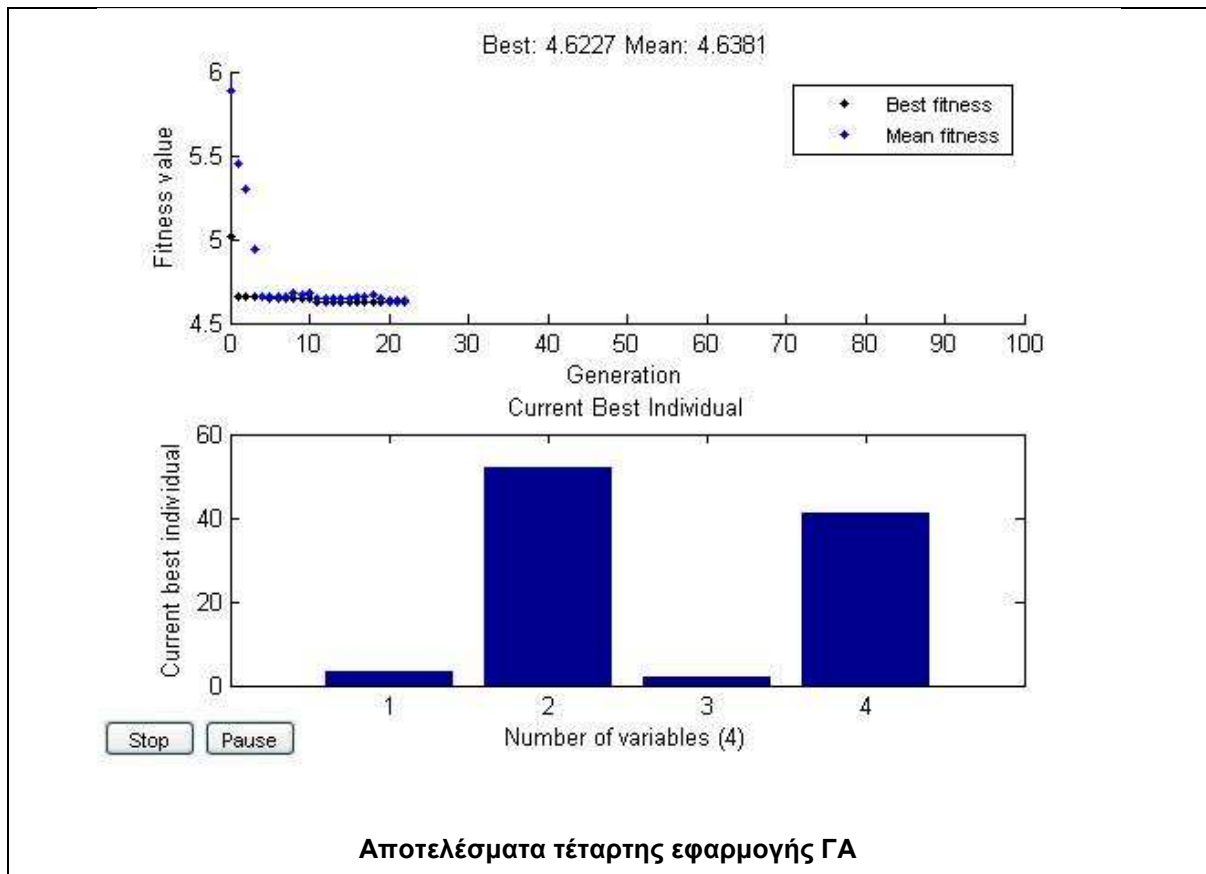
x = 3.1167 51.8864 1.8411 41.2453

Fval = 4.6227

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 22
 funccount: 230
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 6222.741354 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	5.297	6.623	0
2	60	4.859	6.444	0
3	80	4.677	6.831	0
4	100	4.641	5.632	0
5	120	4.641	5.482	1
6	140	4.615	5.516	0
7	160	4.615	5.783	1
8	180	4.572	5.58	0
9	200	4.571	5.155	0
10	220	4.57	21.57	0
11	240	4.57	20.68	1
12	260	4.57	5.335	2
13	280	4.569	5.152	0
14	300	4.569	4.984	0
15	320	4.569	5.451	1
16	340	4.569	5.159	0
17	360	4.569	5.318	1
18	380	4.569	32.62	2
19	400	4.569	5.121	3

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 36.0000 14.2000 13.6117 767.0000

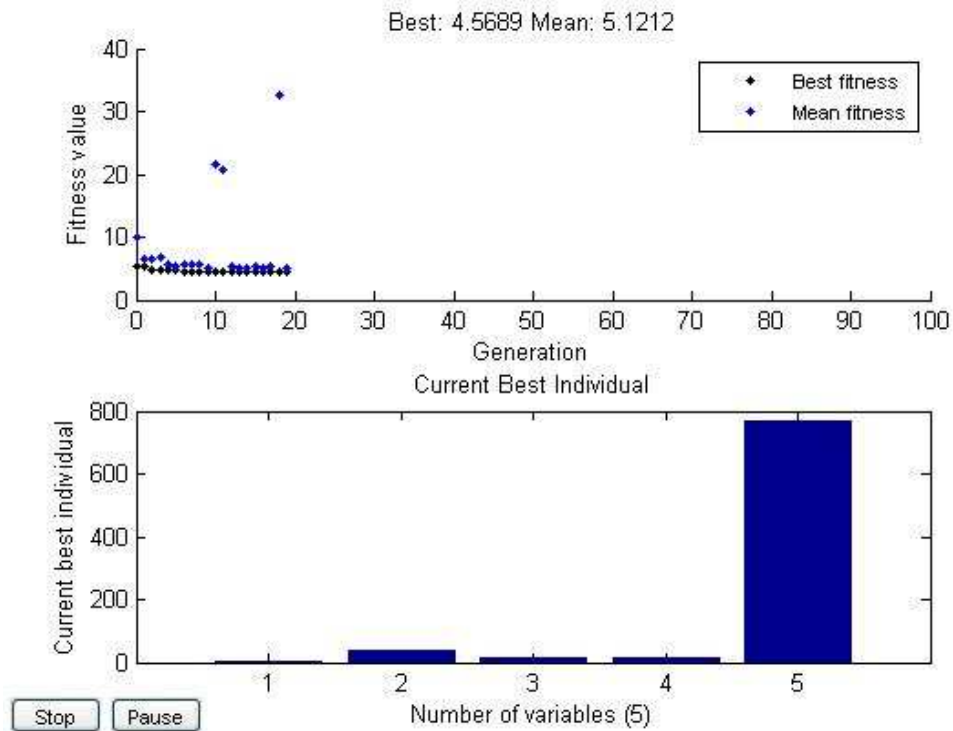
Fval = 4.5689

exitFlag = 1

Output =

```
problemtype: 'unconstrained'  
rngstate: [1x1 struct]  
generations: 19  
funccount: 400  
message: [1x86 char]
```

Elapsed time is 23439.929091 seconds.



Αποτελέσματα πέμπτης εφαρμογής ΓΑ

❖ ΔΕ Budapest

➤ Σύνολο ΔΕ Budapest

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	6.114	9.922	0
2	120	6.114	11.93	1
3	160	6.098	15.46	0
4	200	5.99	120.9	0
5	240	5.672	7.275	0
6	280	5.672	16.06	1
7	320	5.672	Inf	2
8	360	5.672	Inf	3
9	400	5.672	80.43	4
10	440	5.672	8.423	5
11	480	5.672	9.546	6
12	520	5.672	10.17	7
13	560	5.672	74.71	8
14	600	5.672	7.201	9
15	640	5.672	7.804	10

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 50.0000 7.2000

Fval = 5.6723

exitFlag = 1

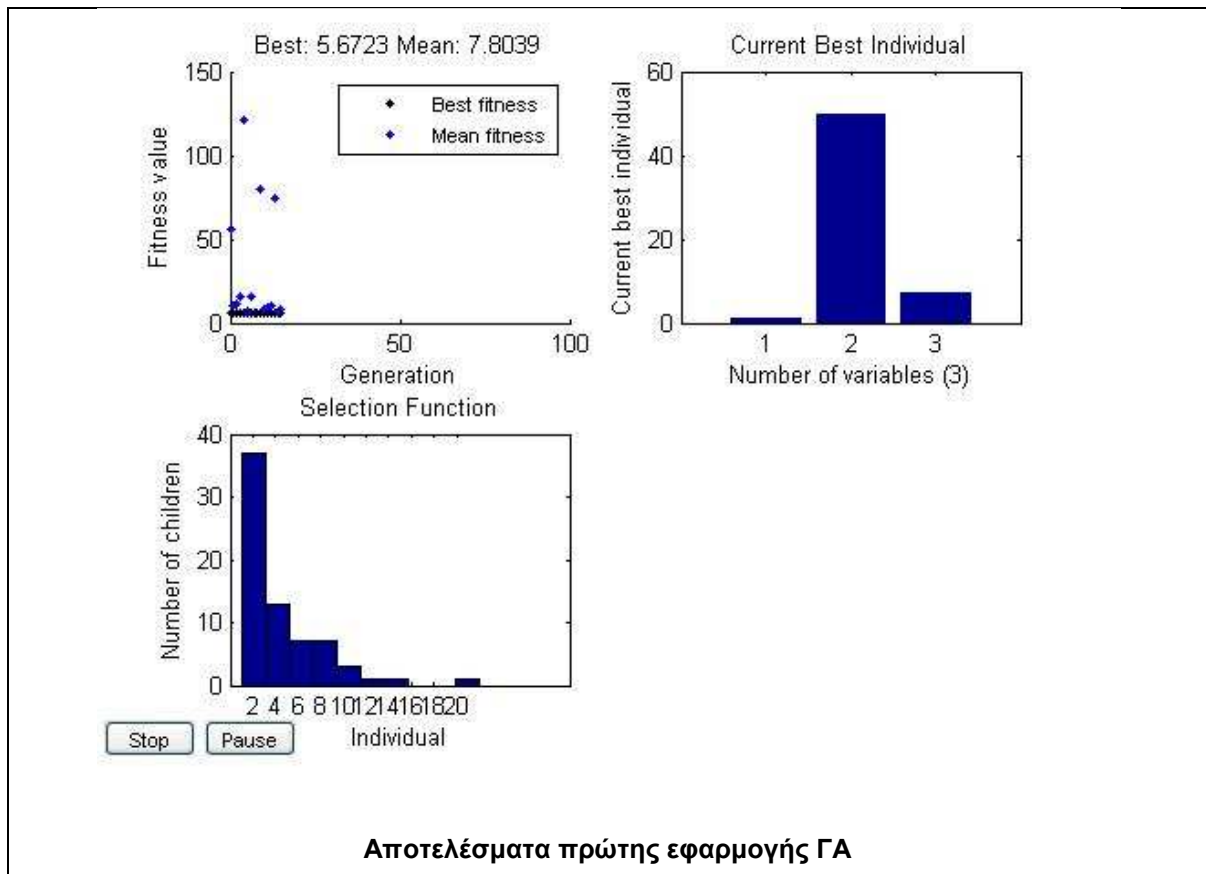
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 15
funccount: 640
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 71926.739635 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	5.677	Inf	0
2	60	5.677	13.01	1
3	80	5.653	21.77	0
4	100	5.653	98.8	1
5	120	5.615	270.1	0
6	140	5.615	11.81	1
7	160	5.615	Inf	2
8	180	5.595	3134	0
9	200	5.595	7.048	1
10	220	5.595	14.41	2
11	240	5.595	44.31	3
12	260	5.595	214	4
13	280	5.595	591.7	5
14	300	5.595	9.997	6
15	320	5.595	Inf	7
16	340	5.595	15.05	8
17	360	5.595	12.19	9
18	380	5.595	Inf	10
19	400	5.595	227.9	11
20	420	5.595	10.48	12
21	440	5.595	19.01	13

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 39.0000 10.2000

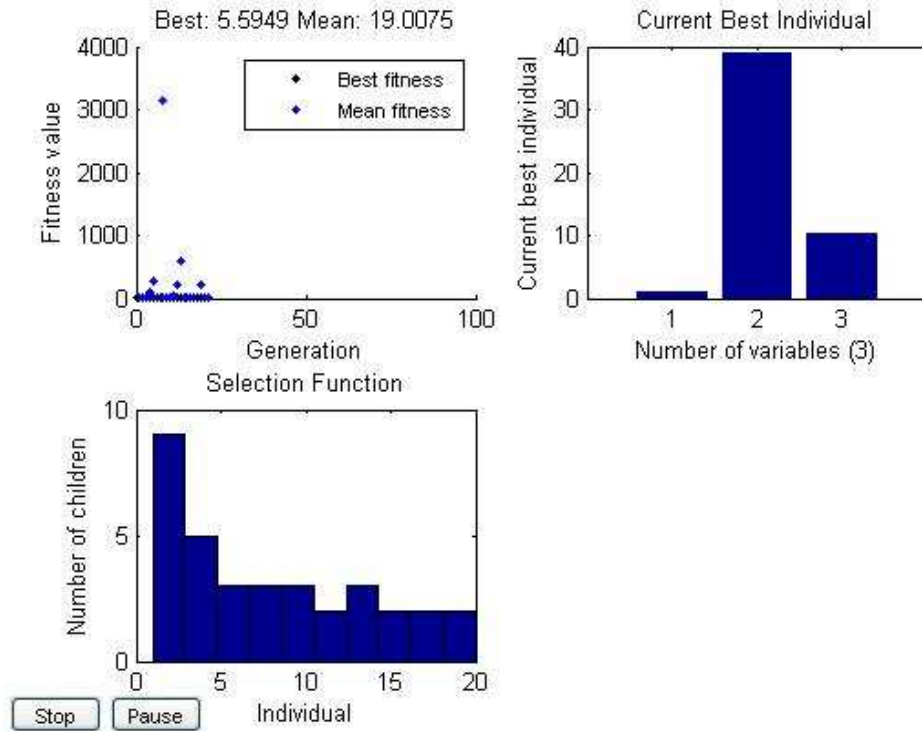
Fval = 5.5949

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 440
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 36058.955378 seconds.
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	6.265	305.4	0
2	60	6.265	250	1
3	80	6.265	610.2	2
4	100	6.237	271.2	0
5	120	6.228	270.5	0
6	140	6.228	258.1	1
7	160	6.18	411.6	0
8	180	6.18	122.6	1
9	200	6.18	8.464	2
10	220	6.18	7.686	3
11	240	6.18	23.26	4
12	260	6.18	20.28	5
13	280	6.18	177.4	6
14	300	6.18	58.3	7
15	320	6.18	281.3	8
16	340	6.174	183.5	0
17	360	6.174	7.904	1
18	380	6.174	12.22	2

19	400	6.174	15.81	3
20	420	6.174	18.68	4
21	440	6.174	13.28	5
22	460	6.174	9448	6

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 19.0000 5.2000

Fval = 6.1739

exitFlag = 1

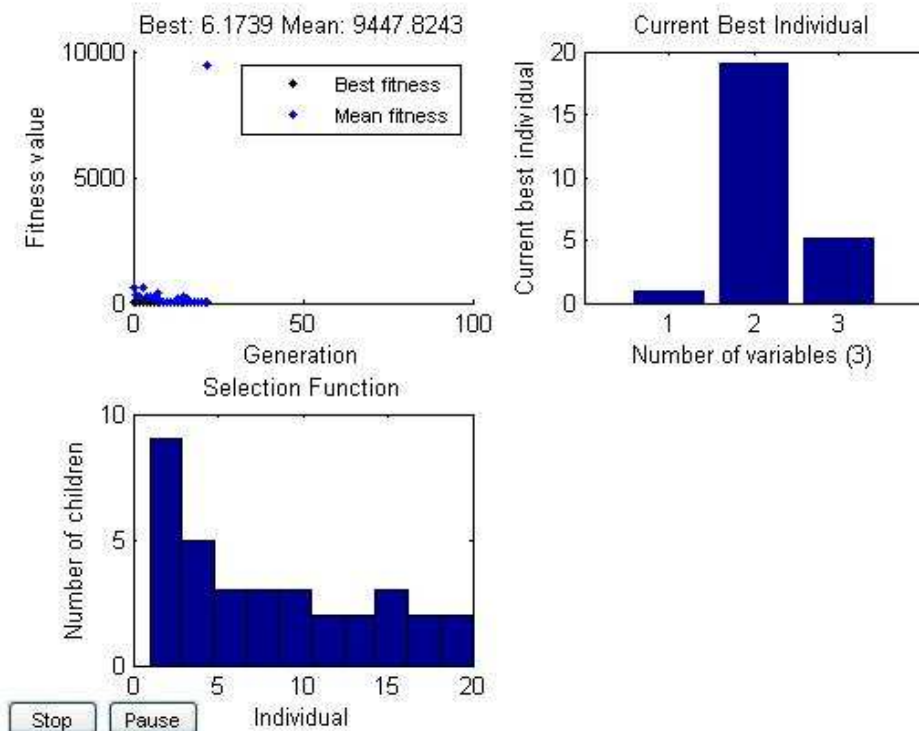
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 22
funccount: 460
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 38039.173441 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 1 της Budapest

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	6.617	214.5	0
2	60	6.617	150.3	1
3	80	5.945	31.41	0
4	100	5.906	43.68	0
5	120	5.906	48.71	1
6	140	5.002	43.61	0
7	160	4.448	22.52	0
8	180	4.448	22.66	1
9	200	4.448	22.56	2
10	220	4.448	19.93	3
11	240	4.448	27.63	0
12	260	4.448	29.44	1
13	280	4.448	23.86	2
14	300	4.447	17.02	0
15	320	4.447	22.74	1
16	340	4.447	23.11	2
17	360	4.447	22.51	3
18	380	4.445	23.64	0
19	400	4.445	51.79	1
20	420	4.445	39.97	2
21	440	4.445	25.28	3
22	460	4.445	34.57	4
23	480	4.445	13.69	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

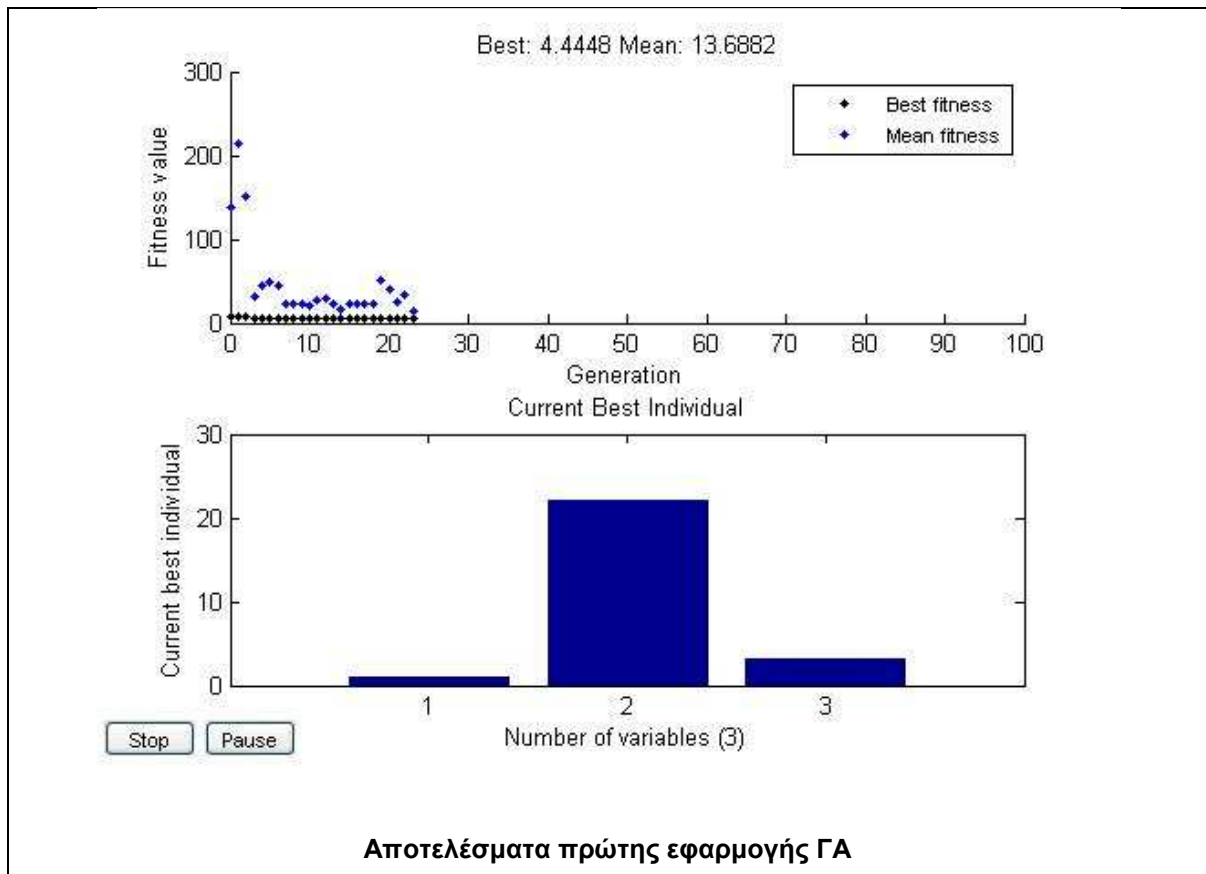
x = 1.0000 22.0000 3.2000

Fval = 4.4448

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 23
 funccount: 480
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 9229.306984 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	4.494	Inf	0
2	60	4.494	30.43	1
3	80	4.494	Inf	2
4	100	4.494	32.14	3
5	120	4.494	Inf	4
6	140	4.494	Inf	0
7	160	4.494	Inf	1
8	180	4.494	Inf	2
9	200	4.494	Inf	0
10	220	4.494	Inf	1
11	240	4.494	Inf	2
12	260	4.494	Inf	3
13	280	4.494	Inf	4
14	300	4.475	Inf	0
15	320	4.475	8.361	1
16	340	4.475	Inf	2
17	360	4.475	Inf	3
18	380	4.475	Inf	4
19	400	4.475	Inf	5
20	420	4.475	Inf	6
21	440	4.475	Inf	7
22	460	4.471	Inf	0
23	480	4.471	Inf	1
24	500	4.471	Inf	2
25	520	4.471	Inf	3
26	540	4.471	Inf	4
27	560	4.471	Inf	5
28	580	4.468	Inf	0

```

29      600      4.468      Inf      1
30      620      4.468      Inf      2
31      640      4.468      Inf      3
32      660      4.468      Inf      4
33      680      4.468      Inf      5

```

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 0 5 -4

Fval = 4.4679

exitFlag = 1

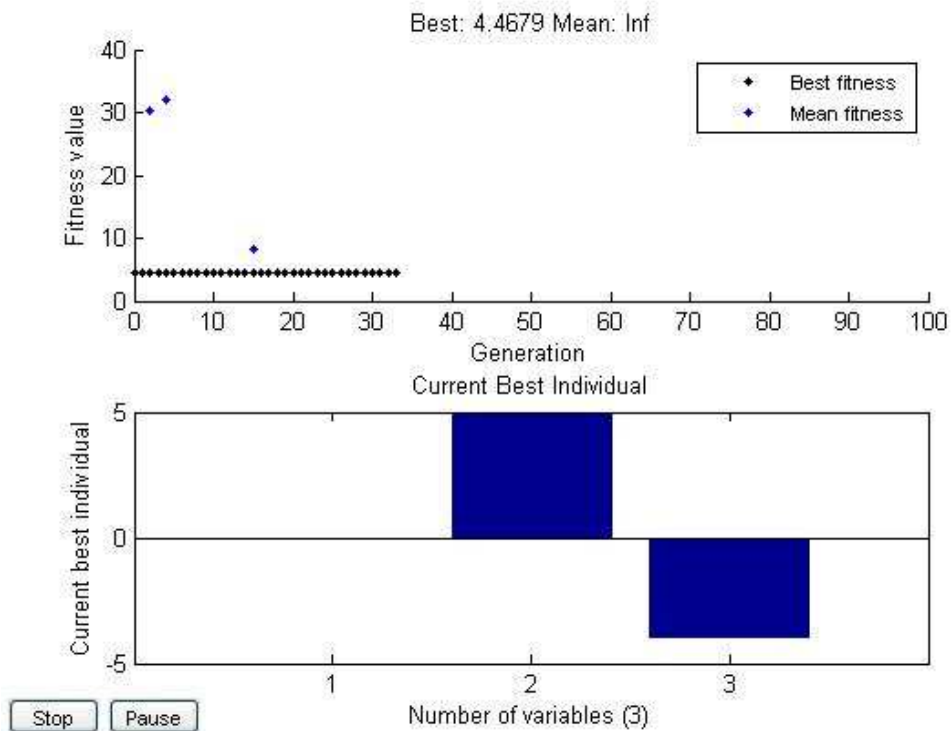
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 33
funccount: 680
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 12461.624815 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	4.447	Inf	0
2	120	4.447	Inf	1
3	160	4.42	Inf	0
4	200	4.42	Inf	1
5	240	4.42	Inf	2
6	280	4.42	5.052	3

7	320	4.42	5.012	4
8	360	4.417	5.376	0
9	400	4.417	6.753	1
10	440	4.417	5.367	2
11	480	4.417	4.424	3
12	520	4.417	4.42	4
13	560	4.417	4.418	5
14	600	4.417	4.418	0
15	640	4.417	4.417	1
16	680	4.417	4.419	2
17	720	4.417	4.861	3
18	760	4.417	4.859	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 0.5998 13.9221 3.0626

Fval = 4.4169

exitFlag = 1

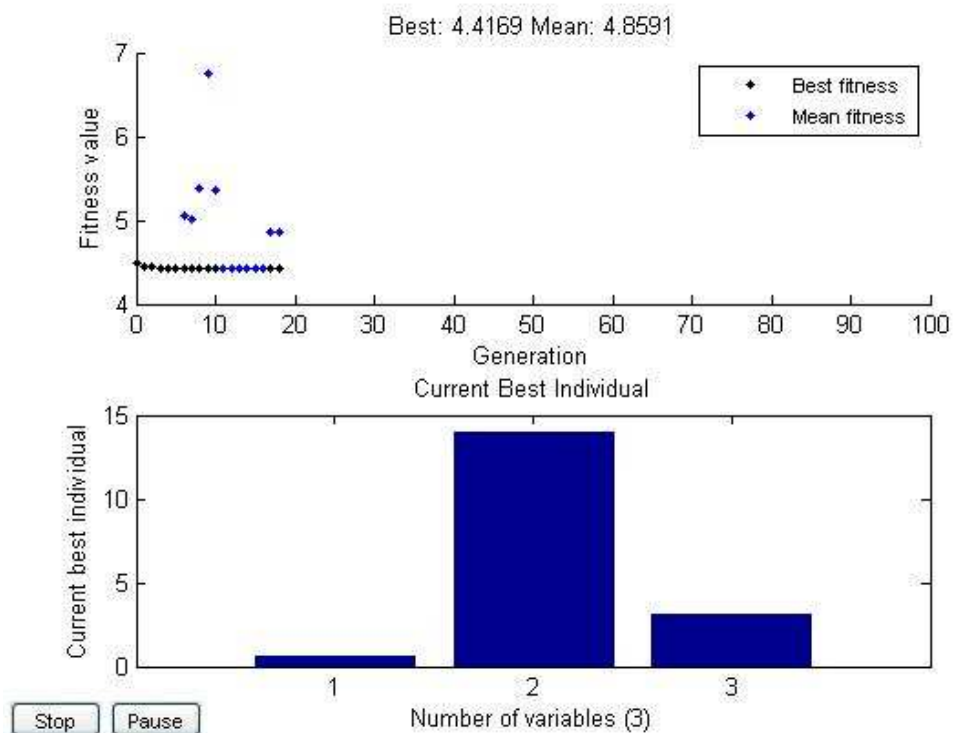
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 18
funccount: 760
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 13948.213151 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	4.555	23.53	0
2	60	4.551	16.58	0
3	80	4.549	18.07	0
4	100	4.25	11.78	0
5	120	4.25	17.39	1
6	140	4.25	23.44	2
7	160	4.25	16.35	0
8	180	4.25	12.8	1
9	200	4.25	7.293	0
10	220	4.25	20.93	1
11	240	4.248	39	0
12	260	4.248	65.98	0
13	280	4.248	14.07	1
14	300	4.248	28.6	2
15	320	4.248	91.32	3
16	340	4.248	11.31	4
17	360	4.248	17.23	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 19.4280 9.2000 1.0000 337.0000

Fval = 4.2479

exitFlag = 1

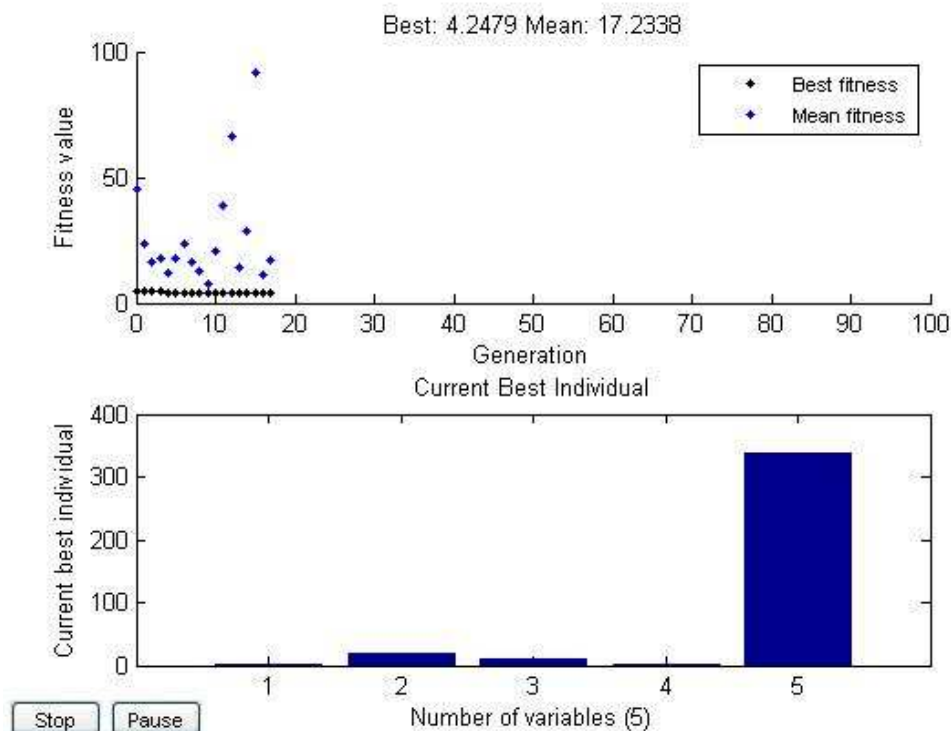
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 17
funccount: 360
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 28983.407237 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

➤ Τμήμα 2 της Budapest

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.375	32.33	0
2	120	3.375	14.4	1
3	160	3.375	9.324	2
4	200	3.375	6.066	3
5	240	3.375	4.655	4
6	280	3.375	3.907	5
7	320	3.375	3.847	6
8	360	3.374	3.843	0
9	400	3.374	3.451	1
10	440	3.374	3.381	2
11	480	3.374	3.38	3
12	520	3.374	3.38	0
13	560	3.374	3.7	1
14	600	3.374	3.374	2
15	640	3.373	3.374	0
16	680	3.373	3.374	1
17	720	3.373	3.374	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

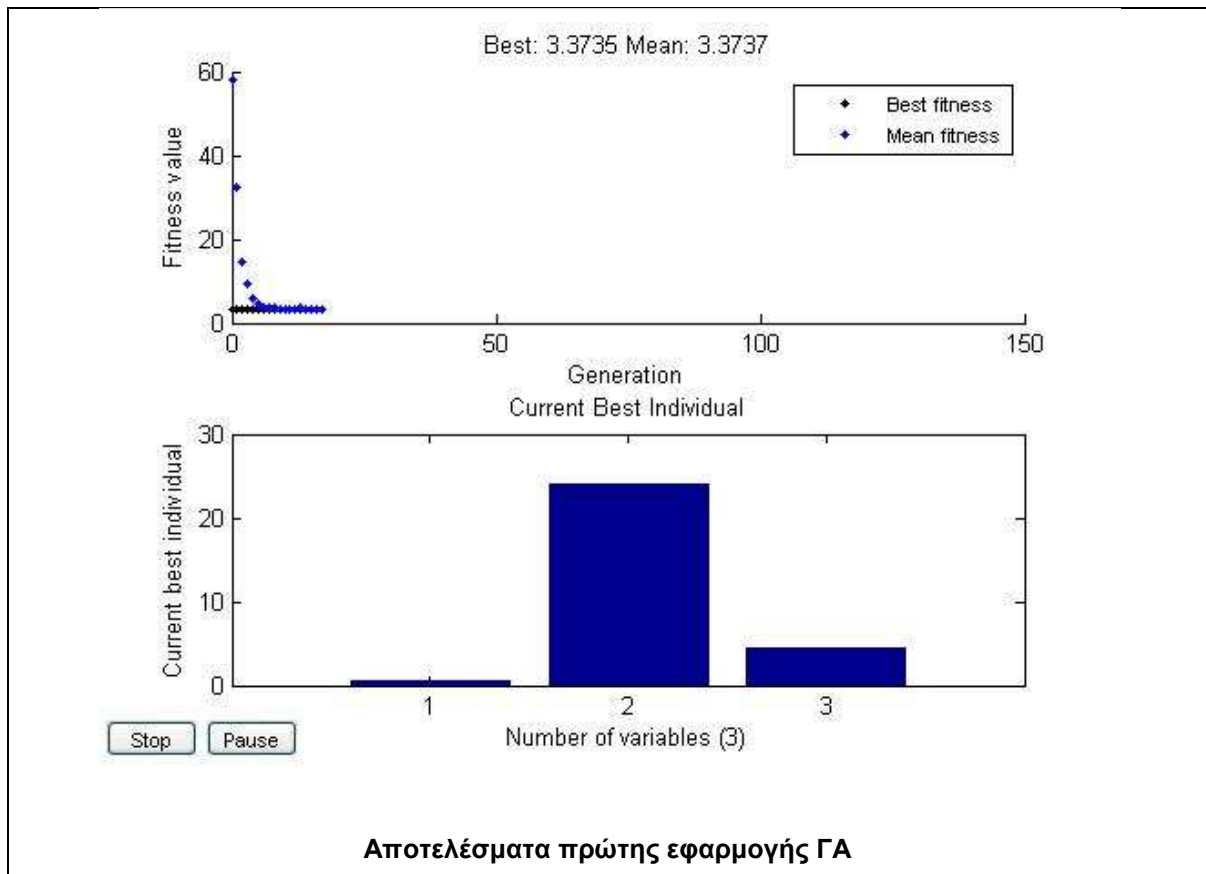
x = 0.5047 23.9682 4.5107

Fval = 3.3735

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 17
 funccount: 720
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 10052.722167 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.631	29.38	0
2	120	3.631	25.3	1
3	160	3.631	20.63	2
4	200	3.631	24.59	3
5	240	3.631	51.04	4
6	280	3.631	47.93	5
7	320	3.631	26.02	6
8	360	3.631	22.16	7
9	400	3.631	22.26	8
10	440	3.631	29.41	9
11	480	3.631	30.48	10
12	520	3.631	36.74	11
13	560	3.631	176.3	12
14	600	3.631	42.36	13
15	640	3.631	41.89	14
16	680	3.631	25.47	15
17	720	3.631	20.99	16
18	760	3.631	20.1	17
19	800	3.631	18.4	18
20	840	3.631	13.34	19
21	880	3.631	20.85	20

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 21.0000 0.2000

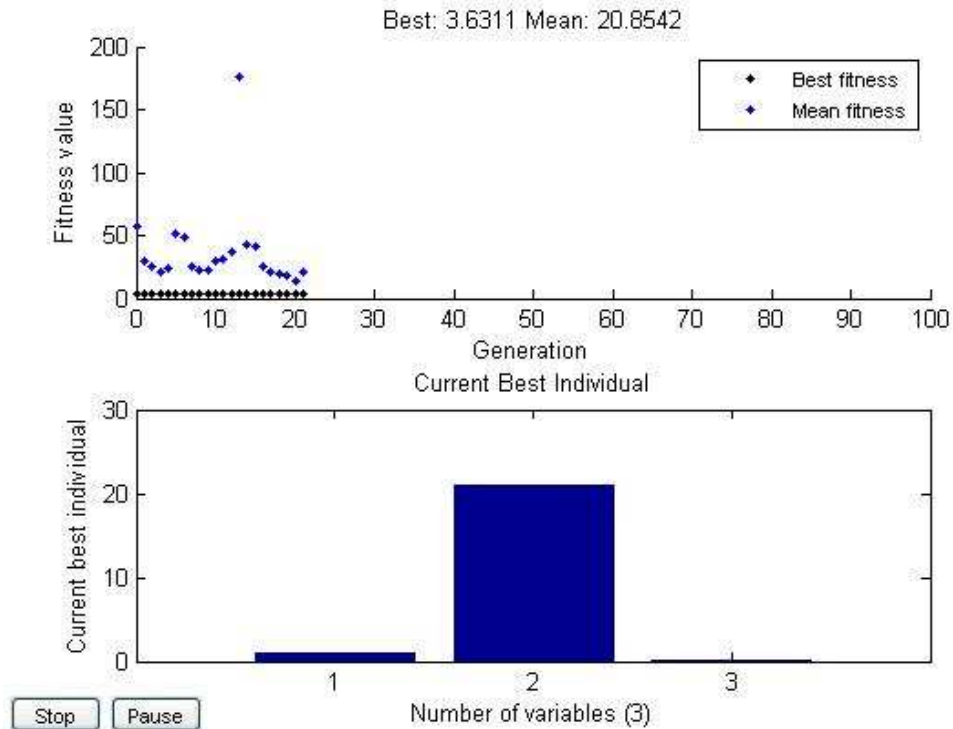
Fval = 3.6311

```
exitFlag = 1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 880
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 16960.177794 seconds.
```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.985	16.72	0
2	120	3.985	9.888	1
3	160	3.985	9.49	2
4	200	3.973	6.738	0
5	240	3.972	5.328	0
6	280	3.972	4.827	0
7	320	3.972	4.463	0
8	360	3.972	4.291	1
9	400	3.972	4.021	2
10	440	3.972	4.02	0
11	480	3.972	3.999	0
12	520	3.972	4.001	0
13	560	3.972	3.993	1
14	600	3.972	3.99	2
15	640	3.972	3.984	3
16	680	3.97	3.974	0
17	720	3.97	3.976	1
18	760	3.97	3.974	2

```

19      800      3.97      3.973      0
20      840      3.97      3.973      1
21      880      3.97      3.972      0
22      920      3.97      3.972      1
23      960      3.97      3.973      2

```

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```

x =      4.5000      37.5820      2.0750

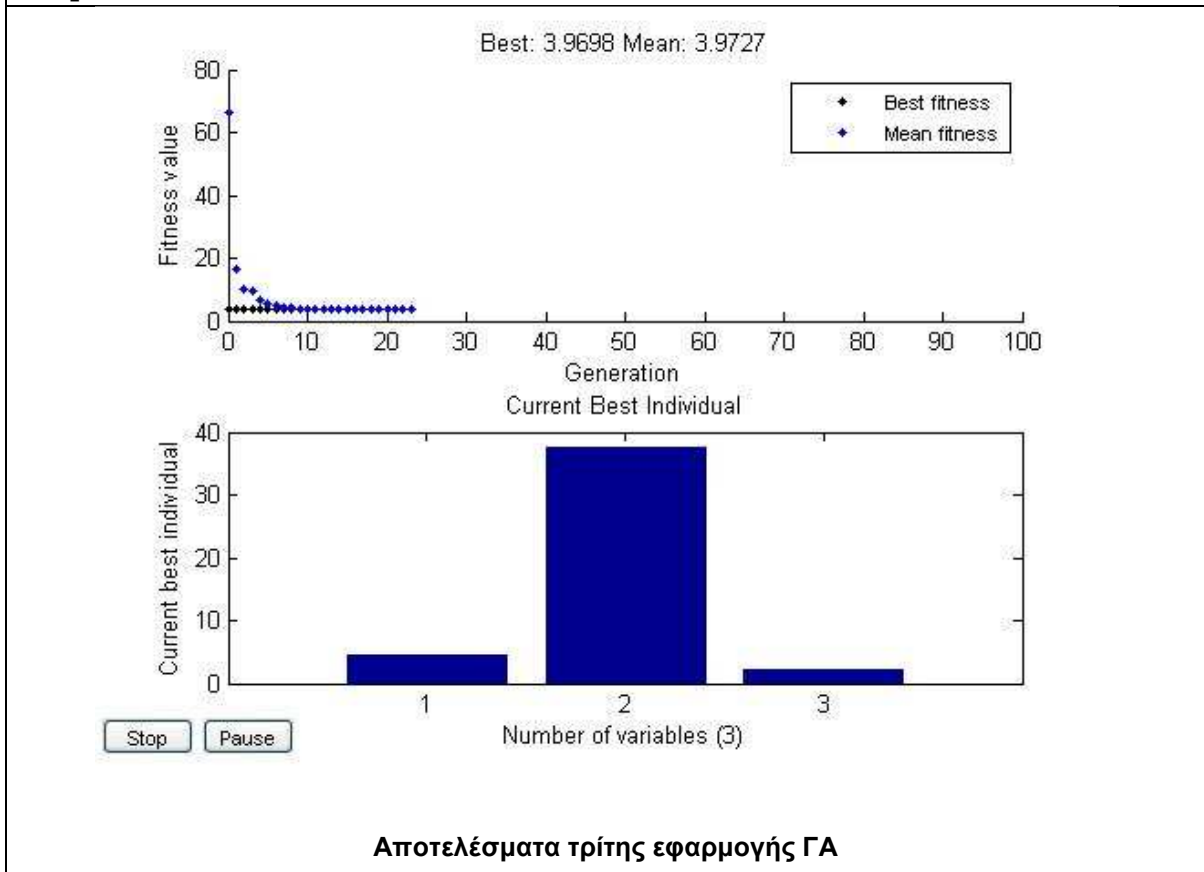
Fval =      3.9698

exitFlag =      1

Output =
  problemtype: 'unconstrained'
  rngstate: [1x1 struct]
  generations: 23
  funccount: 960
  message: [1x86 char]

Elapsed time is 18038.541956 seconds.

```



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	3.584	5.498	0
2	60	3.562	5.625	0
3	80	3.549	4.314	0
4	100	3.549	4.204	1
5	120	3.549	4.154	2
6	140	3.548	3.67	0

7	160	3.547	3.556	0
8	180	3.547	3.561	0
9	200	3.547	3.557	1
10	220	3.546	3.549	0
11	240	3.546	3.554	1
12	260	3.545	3.548	0
13	280	3.545	3.549	0
14	300	3.545	3.55	1
15	320	3.545	3.548	0
16	340	3.545	3.553	0
17	360	3.545	3.548	1
18	380	3.545	3.55	0
19	400	3.545	3.546	0
20	420	3.544	3.554	0
21	440	3.544	3.552	1
22	460	3.544	3.55	0
23	480	3.544	3.551	1
24	500	3.544	3.546	0
25	520	3.544	3.55	1

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 4.1201 37.3166 11.7055 161.6659 656.2944

Fval = 3.5441

exitFlag = 1

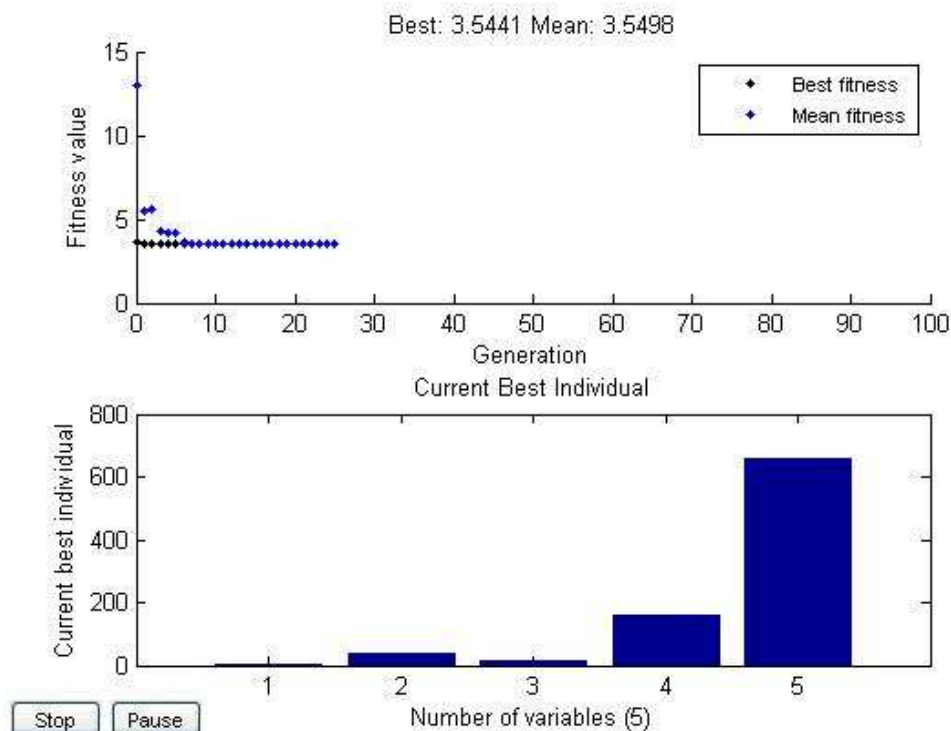
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 25
funccount: 520
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 30566.384544 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

❖ ΔΕ Normandy

➤ Σύνολο ΔΕ Normandy

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	60	4.08	4.637	0
2	90	4.08	4.345	0
3	120	4.08	4.332	1
4	150	4.08	4.251	2
5	180	4.08	4.228	3
6	210	4.08	4.17	4
7	240	4.08	4.096	5
8	270	4.08	4.096	6
9	300	4.08	4.087	7
10	330	4.08	4.08	8
11	360	4.08	4.08	9

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

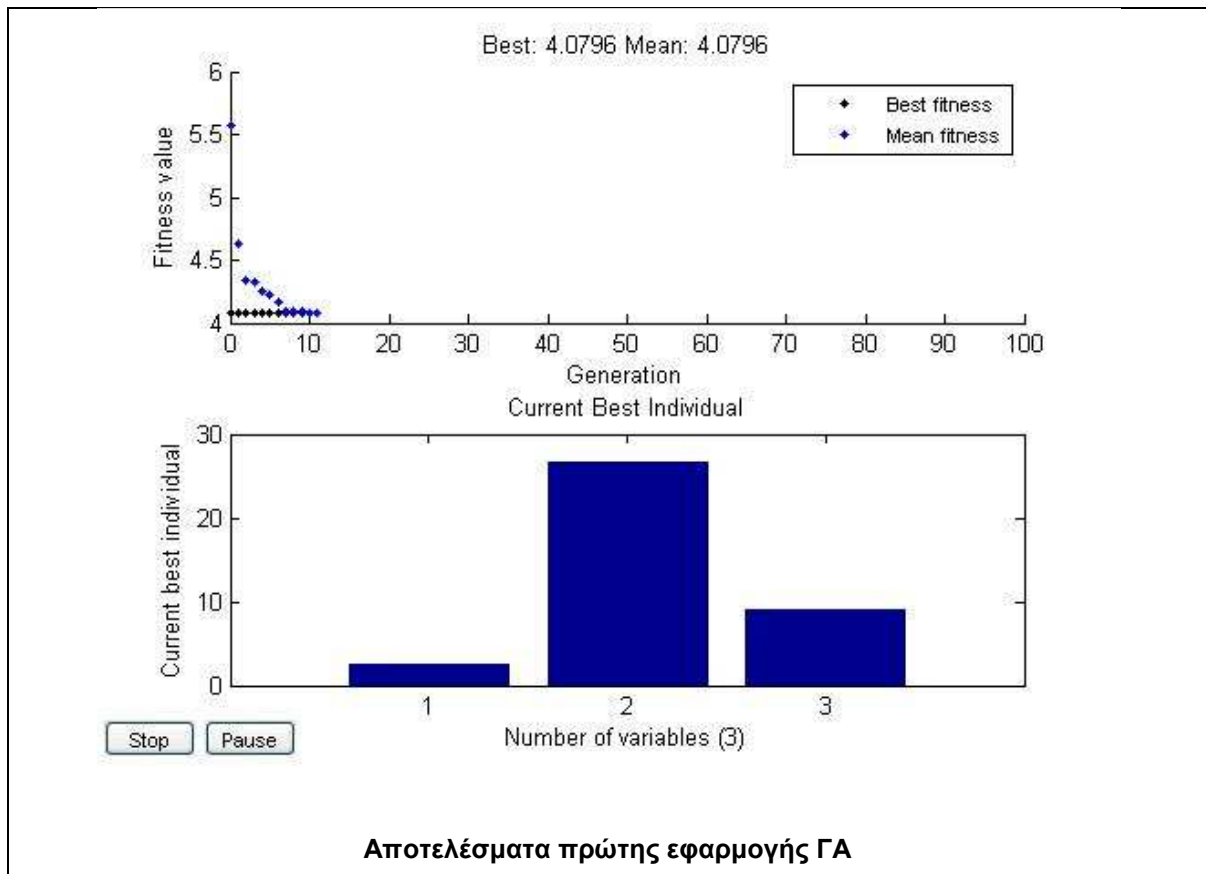
x = 2.5332 26.6331 8.9260

Fval = 4.0796

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 11
 funccount: 360
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 52761.814332 seconds.



Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	4.053	4.926	0
2	30	4.053	4.374	1
3	40	4.052	4.59	0
4	50	4.052	4.232	1
5	60	4.052	4.333	2
6	70	4.052	5.493	3
7	80	4.052	5.648	4
8	90	4.052	4.785	5
9	100	4.051	4.303	0
10	110	4.051	4.34	1
11	120	4.051	4.604	2
12	130	4.051	4.389	3
13	140	4.051	4.284	4

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 1.0000 11.0000 8.2000

Fval = 4.0514

exitFlag = 1

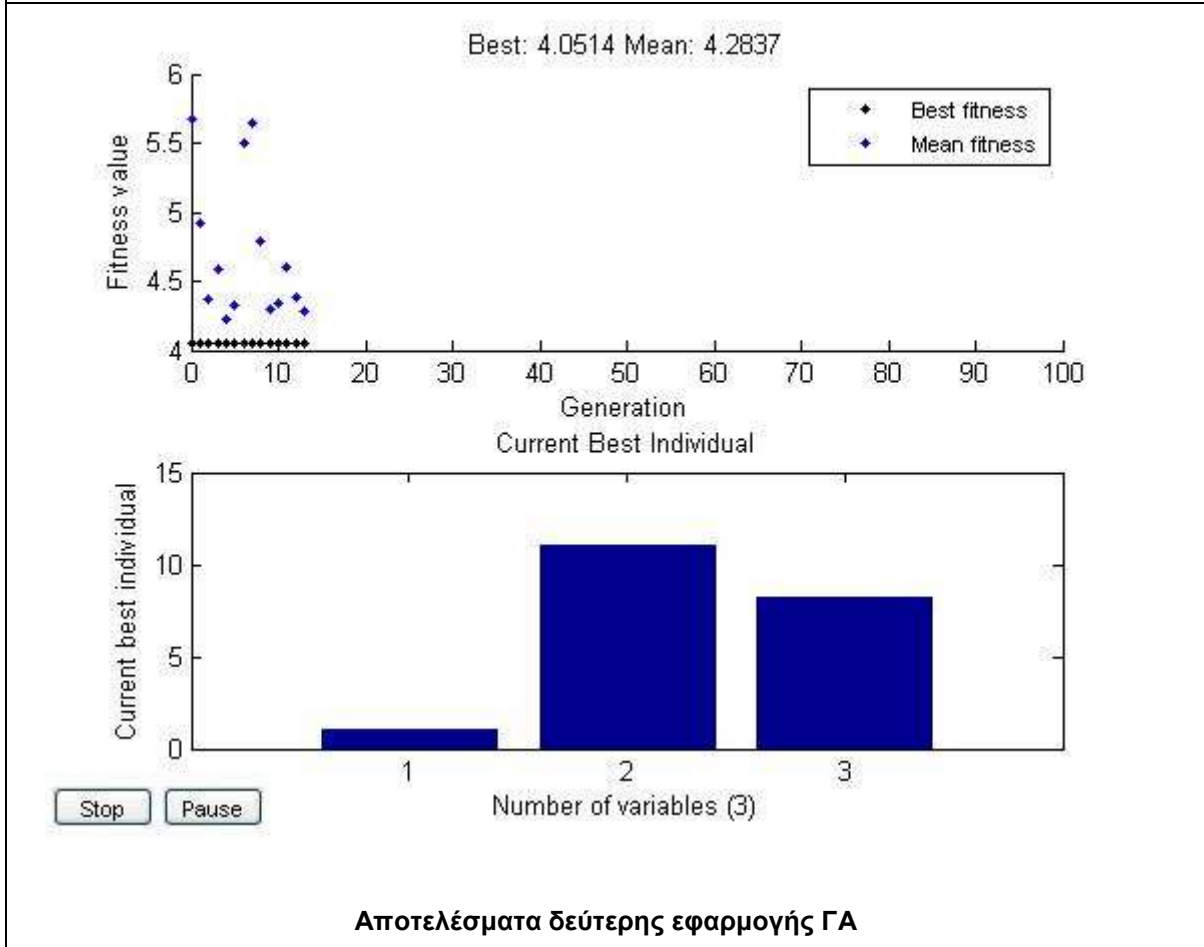
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 13
funccount: 140
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 20997.980488 seconds.



➤ Τμήμα 1 της Normandy

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	4.143	8.157	0
2	60	4.143	9.905	1
3	80	4.143	9.072	2
4	100	4.143	8.169	3
5	120	4.143	8.188	4
6	140	4.143	7.917	5
7	160	4.143	6.33	6
8	180	4.143	6.651	7
9	200	4.128	5.962	0
10	220	4.128	5.113	1
11	240	4.128	7.082	0
12	260	4.128	7.344	1
13	280	4.128	7.249	2
14	300	4.128	5.893	3
15	320	4.128	6.21	4
16	340	4.128	6.66	5
17	360	4.128	6.207	6
18	380	4.128	5.226	0
19	400	4.128	5.631	1
20	420	4.128	5.38	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less


```
than options.TolFun.
```

```
x =    2.0000    15.0000    4.2000
```

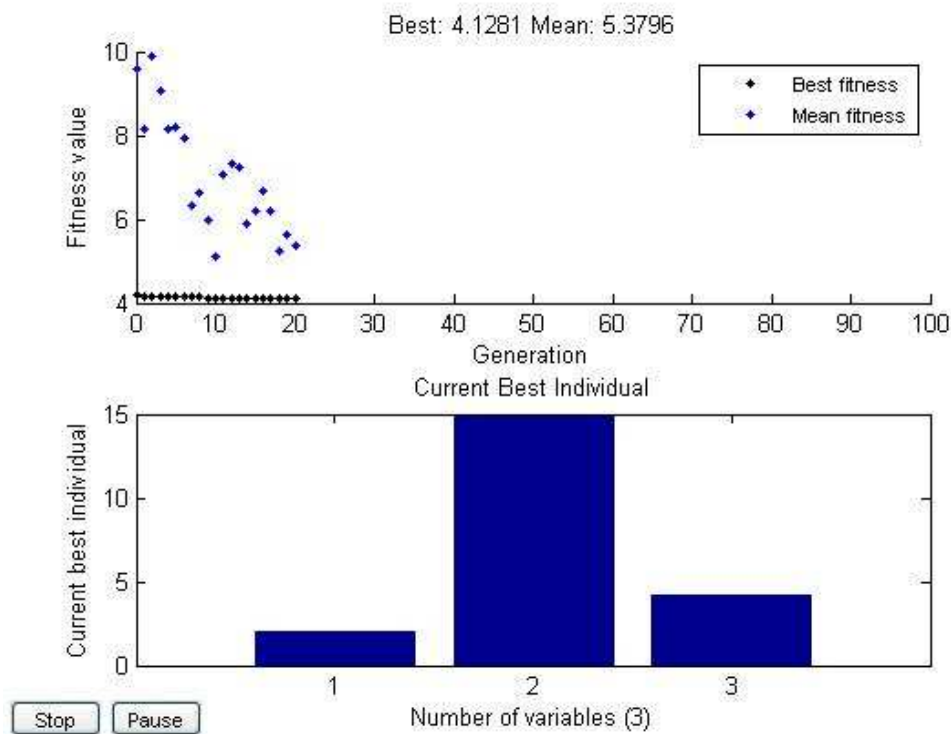
```
Fval =    4.1281
```

```
exitFlag =    1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'  
rngstate: [1x1 struct]  
generations: 20  
funccount: 420  
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 8752.694028 seconds.
```



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	60	4.226	6.646	0
2	90	4.226	4.973	1
3	120	4.226	5.597	2
4	150	4.203	5.01	0
5	180	4.203	4.618	0
6	210	4.187	4.642	0
7	240	4.187	4.621	1
8	270	4.152	4.64	0
9	300	4.152	4.598	1
10	330	4.152	4.664	2
11	360	4.152	4.594	3
12	390	4.151	4.494	0

```

13         420         4.15         4.348         0
14         450         4.15         4.316         1
15         480         4.15         4.213         2
16         510         4.15         4.192         3
17         540         4.15         4.152         4
18         570         4.15         4.151         0
19         600         4.15         4.151         1
20         630         4.15         4.151         2
21         660         4.15         4.151         3

```

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.8099 20.4861 3.0003

Fval = 4.1498

exitFlag = 1

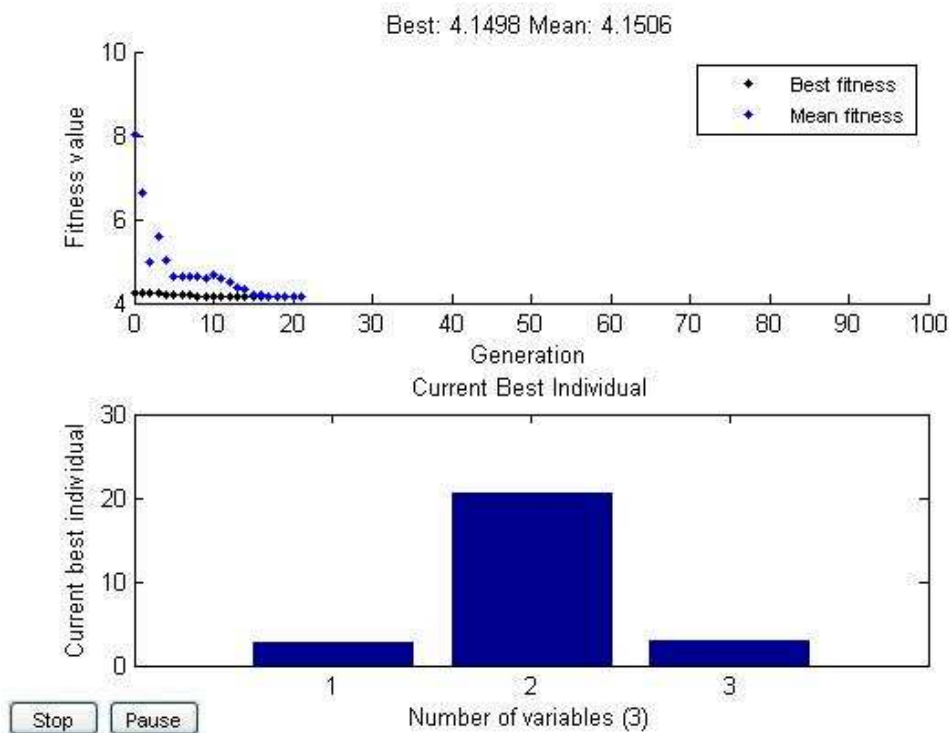
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 660
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 13826.280661 seconds.



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	4.419	6.242	0
2	30	4.201	6.271	0
3	40	4.201	5.684	1

4	50	4.129	5.814	0
5	60	4.129	5.332	1
6	70	4.129	5.091	2
7	80	4.128	6.254	0
8	90	4.128	6.758	1
9	100	4.128	6.077	2
10	110	4.128	5.452	3
11	120	4.128	4.752	4
12	130	4.128	6.021	5
13	140	4.128	5.807	6
14	150	4.128	5.116	7
15	160	4.128	5.926	8
16	170	4.128	5.641	0
17	180	4.128	6.34	1
18	190	4.128	5.849	2
19	200	4.128	7.671	3
20	210	4.128	4.847	4
21	220	4.128	4.916	5

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.0000 15.0000 4.2000

Fval = 4.1281

exitFlag = 1

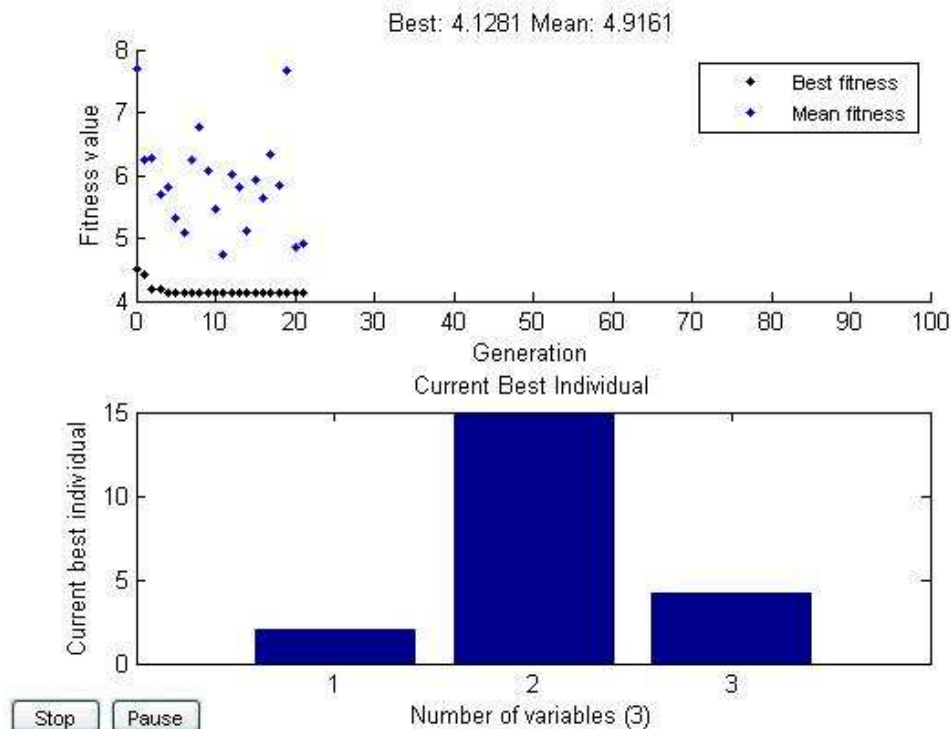
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 21
funccount: 220
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 4571.667143 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	3.536	4.778	0
2	60	3.481	5.525	0
3	80	3.481	4.954	1
4	100	3.455	4.859	0
5	120	3.345	4.281	0
6	140	3.345	4.286	1
7	160	3.345	4.323	2
8	180	3.345	4.43	3
9	200	3.335	4.414	0
10	220	3.335	4.131	1
11	240	3.335	4.414	2
12	260	3.335	4.032	3
13	280	3.335	3.834	4
14	300	3.335	3.762	0
15	320	3.335	4.724	1
16	340	3.335	3.707	2
17	360	3.335	3.738	3
18	380	3.334	4.396	0
19	400	3.334	4.209	1
20	420	3.334	4.764	2

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

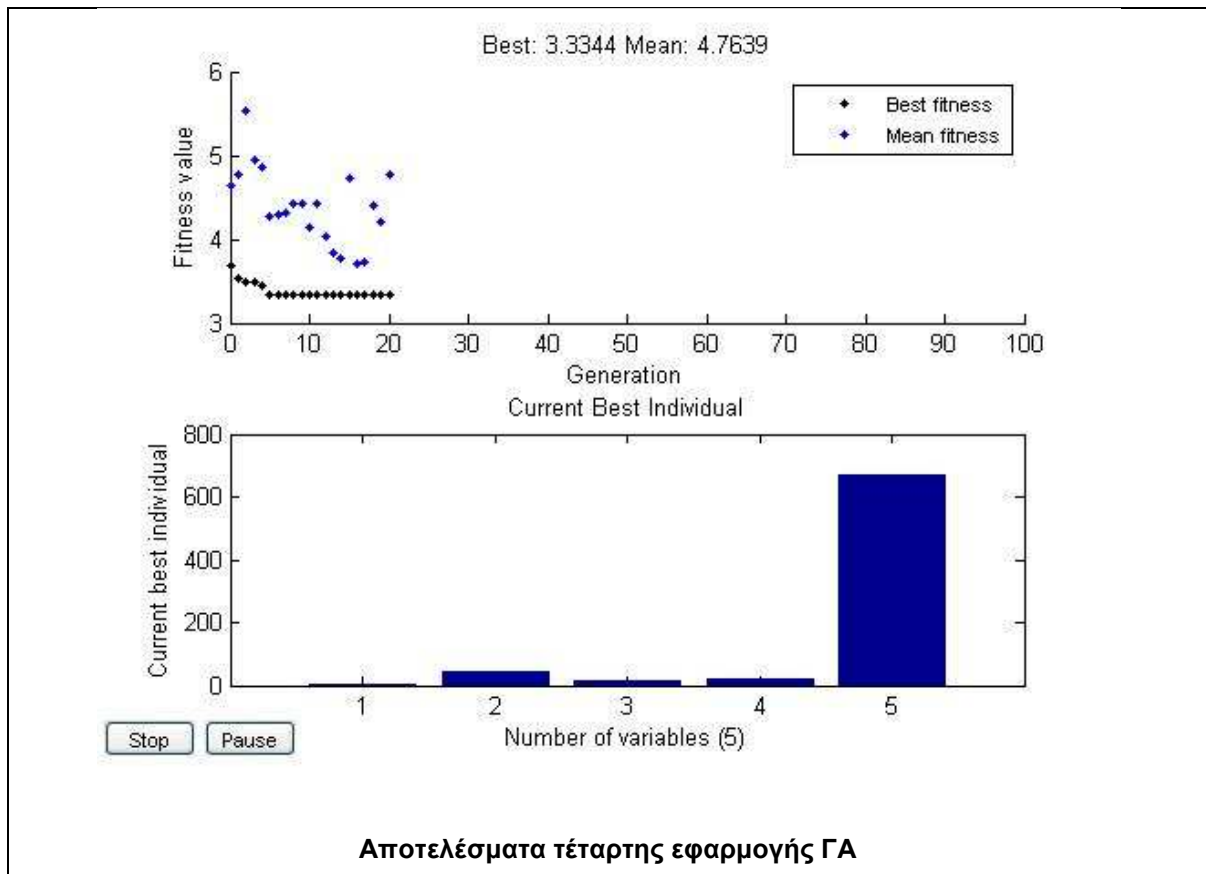
x = 4.0000 41.0000 14.2000 22.0000 667.0000

Fval = 3.3344

exitFlag = 1

Output =
 problemtype: 'unconstrained'
 rngstate: [1x1 struct]
 generations: 20
 funccount: 420
 message: [1x86 char]

Elapsed time is 20359.655753 seconds.



➤ Τμήμα 2 της Normandy

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	20	3.691	4.657	0
2	30	3.691	4.283	1
3	40	3.449	4.242	0
4	50	3.449	4.147	1
5	60	3.449	3.796	2
6	70	3.446	3.704	0
7	80	3.446	3.578	0
8	90	3.446	3.71	1
9	100	3.446	3.703	2
10	110	3.446	3.45	3
11	120	3.446	3.449	4
12	130	3.446	3.449	0
13	140	3.446	3.451	1
14	150	3.446	3.452	2
15	160	3.446	3.45	3
16	170	3.446	3.449	4
17	180	3.446	3.447	0
18	190	3.446	3.448	1
19	200	3.446	3.448	2
20	210	3.446	3.447	0
21	220	3.446	3.447	0
22	230	3.446	3.447	0
23	240	3.446	3.447	1

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```
x =    1.9922    20.3164    5.6961
```

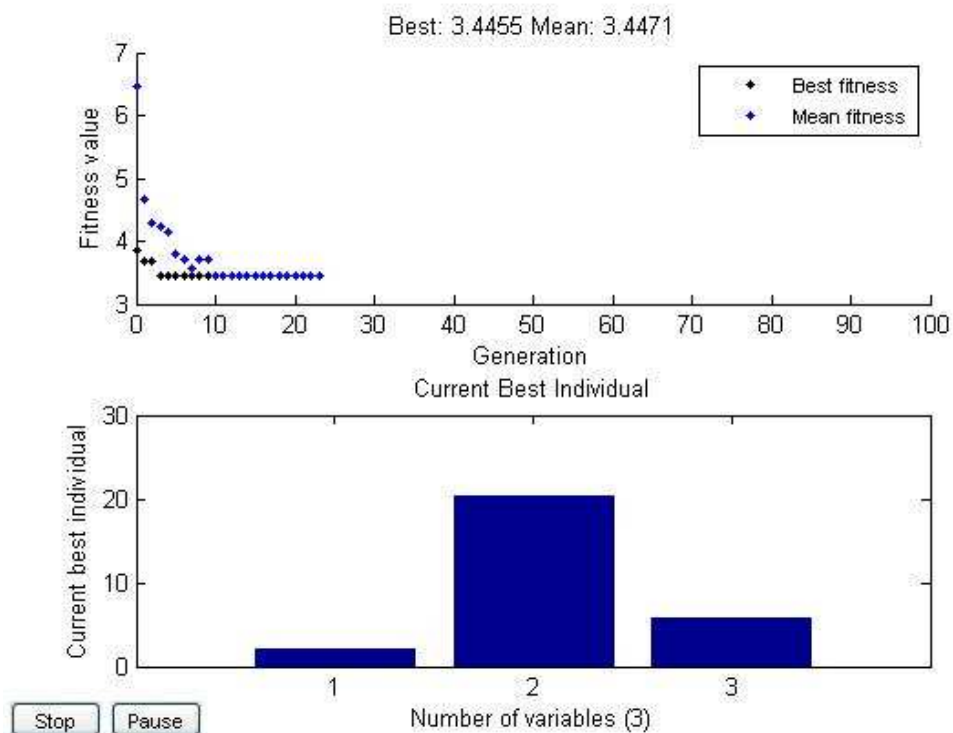
```
Fval =    3.4455
```

```
exitFlag =    1
```

```
Output =
```

```
problemtype: 'unconstrained'  
rngstate: [1x1 struct]  
generations: 23  
funccount: 240  
message: [1x86 char]
```

```
Elapsed time is 8120.316556 seconds.
```



Αποτελέσματα πρώτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	80	3.467	4.608	0
2	120	3.467	4.042	1
3	160	3.467	4.005	2
4	200	3.467	4.114	3
5	240	3.467	3.887	4
6	280	3.464	3.89	0
7	320	3.464	3.655	1
8	360	3.464	3.673	2
9	400	3.415	3.826	0
10	440	3.415	3.767	1
11	480	3.415	3.939	2
12	520	3.415	4.07	3
13	560	3.415	5.065	4

```

14      600      3.415      4.309      0
15      640      3.415      4.563      1
16      680      3.415      3.782      2
17      720      3.415      4.232      3
18      760      3.415      3.704      4
19      800      3.415      3.886      5
20      840      3.415      3.774      6
21      880      3.415      3.95      7

```

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

```

x =      1.0000      10.0000      9.2000

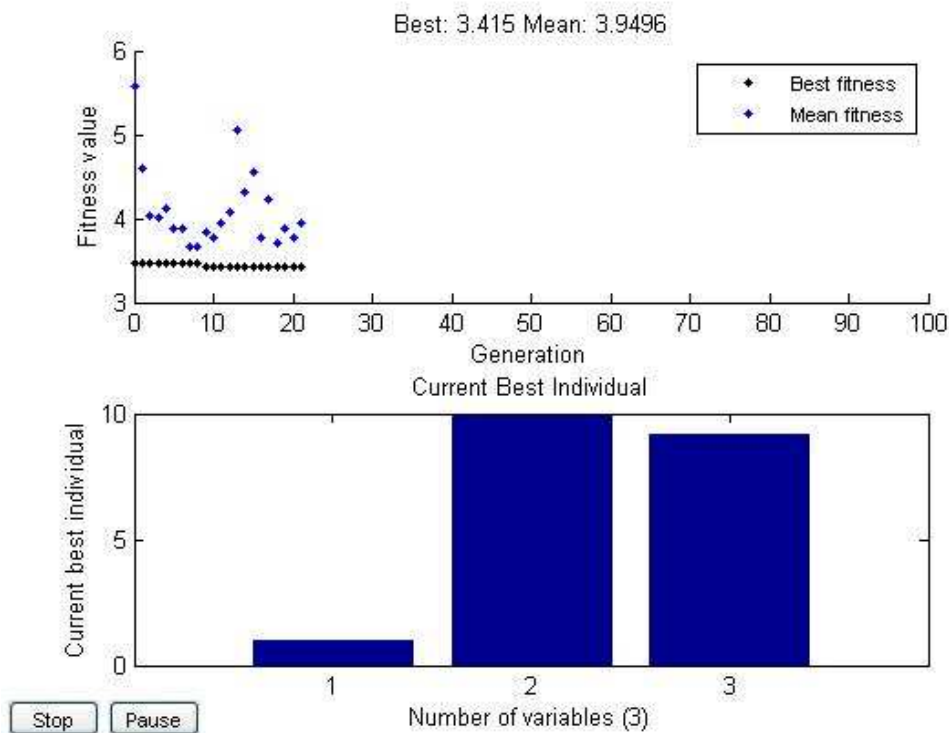
Fval =      3.4150

exitFlag =      1

Output =
    problemtype: 'unconstrained'
    rngstate: [1x1 struct]
    generations: 21
    funccount: 880
    message: [1x86 char]

Elapsed time is 29266.981450 seconds.

```



Αποτελέσματα δεύτερης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	60	3.462	4.177	0
2	90	3.462	3.835	1
3	120	3.462	3.711	2

4	150	3.462	3.71	3
5	180	3.46	3.594	0
6	210	3.46	3.541	1
7	240	3.46	3.541	2
8	270	3.46	3.498	3
9	300	3.46	3.461	4
10	330	3.46	3.46	5
11	360	3.46	3.46	6

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 2.7721 28.0811 7.5548

Fval = 3.4597

exitFlag = 1

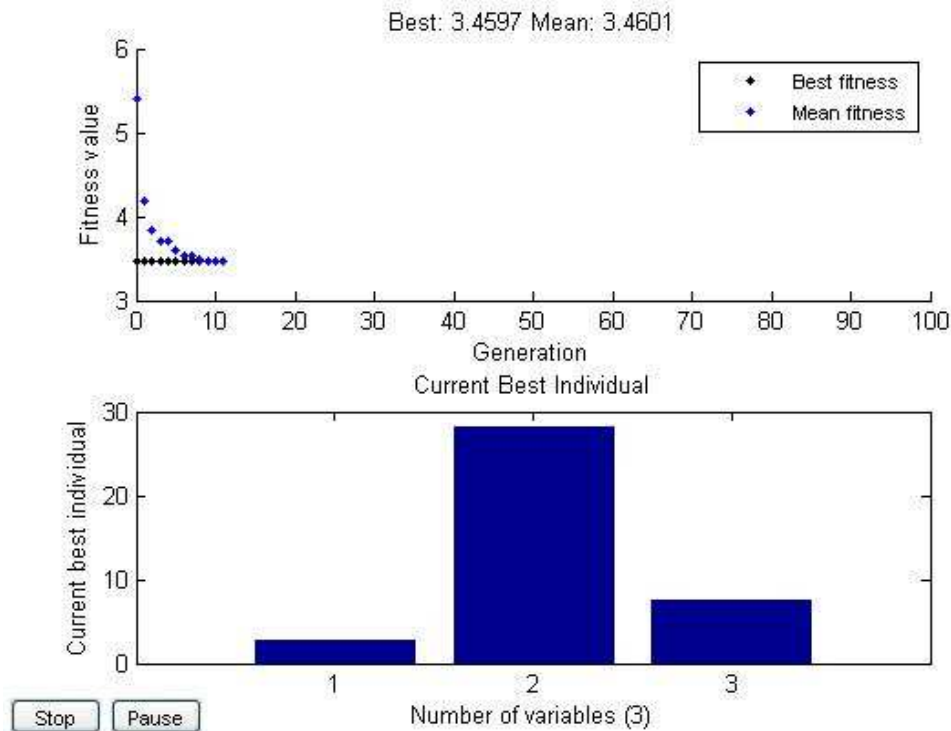
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 11
funccount: 360
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 12093.739924 seconds.



Αποτελέσματα τρίτης εφαρμογής ΓΑ

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	3.144	3.817	0
2	60	3.144	3.622	1
3	80	3.144	3.54	2

4	100	3.144	3.24	3
5	120	3.142	3.182	0
6	140	3.142	3.149	1
7	160	3.142	3.147	2
8	180	3.142	3.145	0
9	200	3.142	3.143	0
10	220	3.142	3.143	1
11	240	3.142	3.143	2
12	260	3.142	3.143	3
13	280	3.142	3.143	4
14	300	3.142	3.143	5
15	320	3.142	3.142	0
16	340	3.142	3.142	1

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x = 3.4444 37.5007 13.8679 206.9537 973.2430

Fval = 3.1418

exitFlag = 1

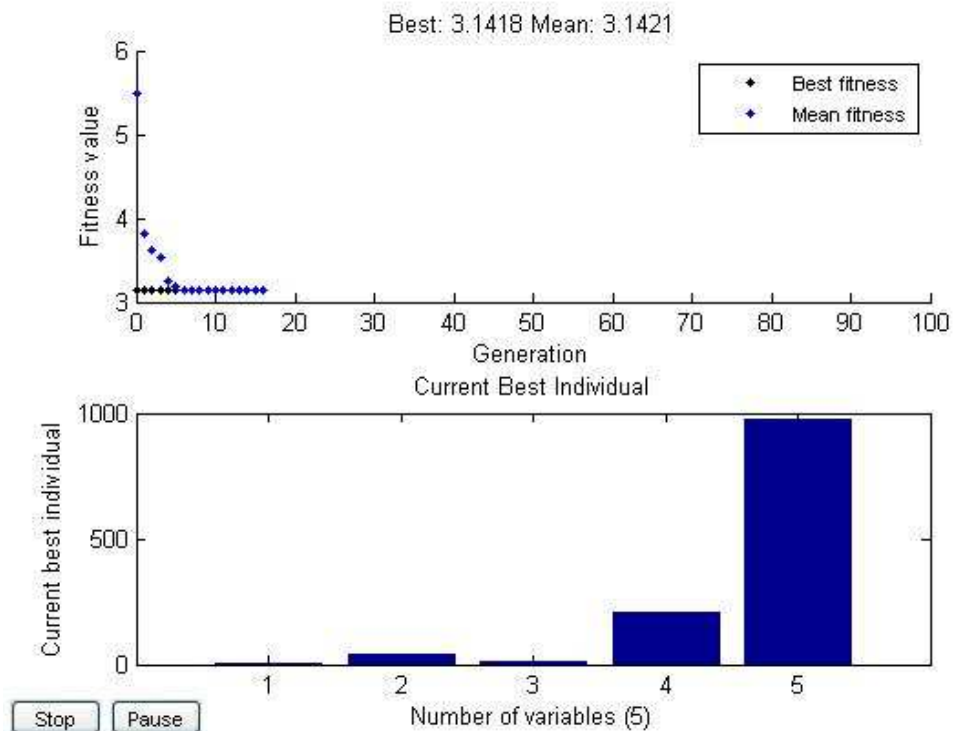
Output =

```

problemtype: 'unconstrained'
rngstate: [1x1 struct]
generations: 16
funccount: 340
message: [1x86 char]

```

Elapsed time is 35438.615091 seconds.



Αποτελέσματα τέταρτης εφαρμογής ΓΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «Δ»

Συναρτήσεις στο matlab για την δημιουργία ακέραιων απογόνων κατά την διαδικασία της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

```
function Population = int_pop(GenomeLength,FitnessFcn,options)

    totalpopulation = sum(options.PopulationSize);
    range = options.PopInitRange;
    lower= range(1,:);
    span = range(2,:) - lower;

    % The use of ROUND function will make sure that individuals are integers.

    Population = repmat(lower,totalpopulation,1) + ...
        round(repmat(span,totalpopulation,1).*
            rand(totalpopulation,GenomeLength));

    % End of creation function
```

**Συνάρτηση στο matlab για την δημιουργία ακέραιων απογόνων
κατά την διαδικασία της διασταύρωσης του ΓΑ**

```
function mutationChildren =
int_mutation(parents,options,GenomeLength,...
    FitnessFcn,state,thisScore,thisPopulation)

    shrink = .01;
    scale = 1;
    scale = scale - shrink * scale *
        state.Generation/options.Generations;
    range = options.PopInitRange;
    lower = range(1,:);
    upper = range(2,:);
    scale = scale * (upper - lower);
    mutationPop = length(parents);

    % The use of ROUND function will make sure that childrens are integers.

    mutationChildren = repmat(lower,mutationPop,1) + ...
        round(repmat(scale,mutationPop,1).*rand(mutationPop,GenomeLength));

    % End of mutation function
```

**Συνάρτηση στο matlab για την δημιουργία ακέραιων απογόνων
κατά την διαδικασία της μετάλλαξης του ΓΑ**